



TUGAS AKHIR - TE141599

**PENGATURAN TEMPERATUR PADA *HEAT EXCHANGER*
DENGAN MENGGUNAKAN *NEURO-FUZZY GENERALIZED
PREDICTIVE CONTROL (NFGPC)***

Wahyu Eko Phasa
NRP 2213106060

Dosen Pembimbing
Ir. Ali Fatoni, MT.
Eka Iskandar, ST., MT.

JURUSAN TEKNIK ELEKTRO
Fakultas Teknologi Industri
Institut Teknologi Sepuluh Nopember
Surabaya 2016



FINAL PROJECT - TE141599

**TEMPERATURE CONTROL ON HEAT EXCHANGER USING
NEURO-FUZZY GENERALIZED PREDICTIVE CONTROL
(NFGPC)**

Wahyu Eko Phasa
NRP 2213106060

Advisor
Ir. Ali Fatoni, MT.
Eka Iskandar, ST., MT.

DEPARTEMENT OF ELECTRICAL ENGINEERING
Faculty of Industrial Technology
Sepuluh Nopember Institut of Technology
Surabaya 2016

**PENGATURAN TEMPERATUR PADA HEAT EXCHANGER
DENGAN MENGGUNAKAN NEURO-FUZZY GENERALIZED
PREDICTIVE CONTROL (NFGPC)**

TUGAS AKHIR

**Diajukan Guna Memenuhi Sebagian Persyaratan
Untuk Memperoleh Gelar Sarjana Teknik
Pada
Bidang Studi Teknik Sistem Pengaturan
Jurusan Teknik Elektro
Institut Teknologi Sepuluh Nopember**

Menyetujui :

Dosen Pembimbing I



Ir. Ali Fatoni, MT.

Nip. 1962 0603 1989 03 1002

Dosen Pembimbing II



Eka Iskandar ST., MT

Nip. 19800528 200812 1001



Pengaturan Temperatur Pada *Heat Exchanger* Dengan Menggunakan *Neuro-Fuzzy Generalized Predictive Control* (NFGPC)

Nama : Wahyu Eko Phasa
Pembimbing : Ir. Ali Fatoni, MT.
Eka Iskandar, ST., MT.

ABSTRAK

Heat exchanger (HE) adalah sebuah alat yang berfungsi untuk mentransfer energi panas antara dua atau lebih fluida pada temperatur yang berbeda serta terjadi kontak termal. Pada proses perpindahan panas, terjadi keterlambatan (*delay time*) terhadap respon *plant*, sehingga *error* yang cukup besar terjadi pada saat awal sistem dijalankan sehingga perlu untuk dikontrol agar diperoleh temperatur fluida sesuai dengan kriteria yang diinginkan, dan pemanfaatan sumber energi yang tersedia dapat digunakan lebih optimal. Kenyataannya, didalam dunia industri *heat exchanger* juga terkadang harus bekerja pada beban bervariasi atau berubah yang akan menyebabkan terjadinya perubahan parameter-parameter dari *plant* tersebut. *Neuro-Fuzzy Generalized Predictive Control* (NFGPC) banyak diaplikasikan di berbagai industri proses, karena dapat mengatasi masalah seperti waktu tunda. Pada penelitian ini dibahas tentang pengendalian temperatur fluida pada *heat exchanger* dengan menggunakan GPC dengan model berbasis *Neuro-Fuzzy*. Pengendalian temperatur fluida dilakukan menggunakan simulasi pada MATLAB untuk menganalisa kinerja dari metode GPC berbasis model *Neuro-Fuzzy*. Berdasarkan hasil pengujian, kontroler dapat bekerja dengan baik dan *flow* pada fluida dingin yaitu 5m³/menit dengan diberikan *set point* yang berubah-ubah memiliki rata-rata *error* paling kecil yaitu sekitar 0,56%.

Kata kunci: *delay time*, *fuzzy*, *GPC*, *heat exchanger*, *neuro*.

Temperature Control On Heat Exchanger Using Neuro-Fuzzy Generalized Predictive Control (NFGPC)

Name : Wahyu Eko Phasa
Advisor : Ir. Ali Fatoni, MT.
Eka Iskandar, ST., MT.

ABSTRACT

Heat exchanger (HE) is a tool for transfer heat energy between two or more fluids at different temperatures and consist a contact heat. In heat transfer process, there is a delay time from the response of the plant, with the result that the error is very big in the beginning of process when system running so it is need controlled to obtain fluid temperature according to the the desired criteria and use the source of energy to optimal. In fact, in industry of a heat exchanger, it must work on fluctuate loads and that lead to changes the parameters of the plant. Generalized Predictive Control (NFGPC) is applied in process industries, because it can solve problems like such as delay time and limitations. In this research is discussed about control of fluid temperature in the heat exchanger using GPC with neuro-fuzzy-based model. Fluid temperature control is performed using the MATLAB simulation to analyze the performance of the GPC method based neuro-fuzzy models. Based on results, the cold fluid flow is $5\text{m}^3/\text{minutes}$ with a random set point have the smallest error is about 0,56%.

Keywords : *delay time, fuzzy, GPC, heat exchanger, neuro.*

KATA PENGANTAR

Puji Serta Syukur penulis ucapkan atas kehadiran ALLAH SWT yang telah banyak memberikan nikmat dari nikmat sehat dan nikmat ilmu sehingga penulis mampu menyelesaikan tugas akhir ini, dengan judul **Pengaturan Temperatur Pada Heat Exchanger Dengan Menggunakan *Neuro-Fuzzy Generalized Predictive Control (NFGPC)***.

Semoga Tugas akhir ini dapat memberikan informasi dan manfaat bagi pembaca pada umumnya serta mahasiswa jurusan teknik elektro. Adapun beberapa pihak yang telah banyak membantu penulis dalam menyelesaikan tugas akhir ini, Oleh karena itu penulis mengucapkan terima kasih kepada:

1. Kedua Orang tua saya yang telah banyak memberikan perhatian serta dukungan baik dalam doa maupun semangatnya.
2. Bapak Ir. Ali Fatoni, MT, selaku dosen pembimbing 1 dan Bapak Eka Iskandar, ST, MT, selaku dosen pembimbing 2 yang telah memberi banyak ilmu dan arahan, semoga bapak sehat selalu dan diberi keberkahan ilmu.
3. Bapak Dr. Eng. Ardyono Priyadi, ST, M. Eng, selaku Ketua Jurusan Teknik Elektro – ITS.
4. Seluruh dosen Jurusan Teknik Elektro – ITS, yang telah banyak memberikan ilmu serta motivasi dalam memahami setiap ilmu yang dipelajari
5. Teman-teman seperjuangan TA, Lintas Jalur angkatan 2013 Genap yang telah banyak memberikan masukan serta mengenalkan banyak hal yang baik, sukses selalu untuk kita semua kawan.

Dalam menyusun tugas akhir ini, penulis berharap semoga nantinya tugas akhir ini bermanfaat jikapun ada kekurangan, saran serta kritik penulis harapkan terima kasih

Surabaya, Januari 2016

Wahyu Eko Phasa

DAFTAR ISI

LEMBAR PENGESAHAN	i
ABSTRAK	iii
ABSTRACT	v
KATA PENGANTAR.....	vii
DAFTAR ISI.....	ix
DAFTAR GAMBAR.....	xi
DAFTAR TABEL	xv
BAB 1 PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Perumusan Masalah	2
1.3 Tujuan	2
1.4 Batasan Masalah	2
1.5 Metodologi.....	3
1.6 Sistematika Penulisan	4
BAB 2 DASAR TEORI.....	7
2.1 <i>Heat Exchanger</i>	7
2.1.1 Prinsip Kerja <i>Heat Exchanger</i>	7
2.1.1.1 Secara Kontak Langsung	8
2.1.1.2 Secara Kontak Tidak Langsung.....	8
2.1.2 Pertukaran Panas Pada <i>Heat Exchanger</i>	8
2.1.2.1 Aliran Searah	8
2.1.2.2 Aliran Berlawanan Arah	9
2.1.3 Faktor Penentu Dalam <i>Heat Exchanger</i>	9
2.2 <i>Generalized Predictive Control (GPC)</i>	12
2.3 Logika <i>Fuzzy</i>	15
2.3.1 Himpunan <i>Fuzzy</i>	15
2.3.2 Fungsi Keanggotaan	15
2.3.3 Sistem <i>Inferensi Fuzzy</i>	16
2.3.3.1 Metode Mamdani.....	17
2.3.3.2 Metode Takagi Sugeno	17
2.4 Jaringan Saraf Tiruan	19
2.4.1 Arsitektur <i>Forward</i>	19
2.4.2 Arsitektur <i>Backward</i>	20
2.4.3 Fungsi Aktivasi	20

2.5 <i>Neuro-Fuzzy</i>	25
BAB 3 PERANCANGAN SISTEM	27
3.1 Perancangan dan Pemodelan <i>Heat Exchanger</i>	27
3.1.1 Model Dinamik Sistem	29
3.2 Desain Kontroler	31
3.3 <i>Neuro-Fuzzy Generalized Predictive Control</i>	32
3.3.1 Pemodelan <i>Fuzzy</i>	32
3.3.2 Jaringan Saraf Tiruan (<i>Neural Network</i>).....	37
3.3.3 Perancangan <i>Generalized Predictive Control</i>	39
BAB 4 PENGUJIAN DAN ANALISA DATA	41
4.1 Simulasi <i>Plant</i>	41
4.2 Simulasi <i>Plant Heat Exchanger</i> Menggunakan Kontroler	43
4.2.1 Kontroler Dengan Beban Flow Steam 2 m ³ /menit	43
4.2.2 Kontroler Dengan Beban Flow Steam 3 m ³ /menit	50
4.2.3 Kontroler Dengan Beban Flow Steam 4 m ³ /menit	57
4.2.4 Kontroler Dengan Beban Flow Steam 5 m ³ /menit	64
BAB 5 PENUTUP	73
5.1 Kesimpulan.....	73
5.2 Saran.....	73
DAFTAR PUSTAKA	I
RIWAYAT HIDUP	III
LAMPIRAN	V

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1 Diagram Sederhana <i>Heat Exchanger</i>	7
Gambar 2.2 Pertukaran Panas Aliran Searah.....	9
Gambar 2.3 Pertukaran Panas Aliran Berlawanan Arah.....	9
Gambar 2.4 <i>Heat Exchanger</i> Tipe <i>Tube and Shell</i>	10
Gambar 2.5 Struktur Fungsi Keanggotaan <i>Fuzzy</i>	16
Gambar 2.6 <i>Fuzzy Inference System</i>	16
Gambar 2.7 <i>Model-Based Fuzzy Control Design</i>	18
Gambar 2.8 Struktur Jaringan Saraf Tiruan.....	19
Gambar 2.9 Arsitektur Jaringan <i>Forward</i>	19
Gambar 2.10 Arsitektur Jaringan <i>Backward</i>	20
Gambar 2.11 Fungsi Aktivasi <i>Hard Limit</i>	21
Gambar 2.12 Fungsi Aktivasi <i>Threshold</i>	21
Gambar 2.13 Fungsi Aktivasi Bipolar (<i>Symetric Hard Limit</i>).....	22
Gambar 2.14 Fungsi Aktivasi Bipolar (<i>Threshold</i>)	22
Gambar 2.15 Fungsi <i>Linear</i> (Identitas)	23
Gambar 2.16 <i>Saturating Linear</i>	23
Gambar 2.17 Fungsi <i>Symetric Saturating Linear</i>	24
Gambar 2.18 Model Pertama Dari <i>Fuzzy Neural System</i>	25
Gambar 2.19 <i>Multi-Layer Neural Network</i> untuk Menggerakkan Mekanisme Inferensi <i>Fuzzy</i>	26
Gambar 3.1 Ilustrasi Level Perpindahan Panas pada <i>Shell</i>	27
Gambar 3.2 Ilustrasi Level Perpindahan Panas pada <i>Tube</i>	28
Gambar 3.3 Ilustrasi Pergerakan Aliran dari <i>Heat Exchanger</i>	28
Gambar 3.4 Tampilan Blok Diagram <i>Plant Heat Exchanger Non Linear</i> pada MATLAB.....	31
Gambar 3.5 Diagram Blok Kontroler	31
Gambar 3.6 Struktur <i>Neuro-Fuzzy GPC</i>	32
Gambar 3.7 Fungsi Keanggotaan Aturan <i>Plant</i>	33
Gambar 3.8 Tampilan <i>Block Diagram</i> Pengujian Nila U(K)	33
Gambar 3.9 Tampilan <i>Simulink</i> MATLAB Pendekatan ARMAX	34
Gambar 3.10 Fungsi Keanggotaan Aturan <i>Plant</i>	36
Gambar 3.11 <i>Neural Network</i> pada MATLAB	37
Gambar 3.12 Struktur dari <i>Neuro-Fuzzy</i>	38
Gambar 4.1 Diagram <i>Plant Non Linear Open Loop</i>	41

Gambar 4.2 Respon <i>Open Loop</i> Transfer.....	42
Gambar 4.3 Desain Simulasi <i>Plant Heat Exchanger</i> dengan Kontroler NFGPC.....	43
Gambar 4.4 Hasil Respon Kontroler <i>Neuro-Fuzzy</i> GPC dengan Prediksi 1 Langkah Kedepan.....	44
Gambar 4.5 Hasil Respon Kontroler <i>Neuro-Fuzzy</i> GPC dengan Prediksi 2 Langkah Kedepan.....	45
Gambar 4.6 Hasil Respon Kontroler <i>Neuro-Fuzzy</i> GPC dengan Prediksi 3 Langkah Kedepan.....	47
Gambar 4.7 Hasil Respon Kontroler <i>Neuro-Fuzzy</i> GPC dengan Prediksi 4 Langkah Kedepan.....	48
Gambar 4.8 Hasil Respon Kontroler <i>Neuro-Fuzzy</i> GPC pada Setiap Prediksi 1 s/d 4 Langkah Kedepan Terhadap Model Referensi	50
Gambar 4.9 Hasil Respon Kontroler <i>Neuro-Fuzzy</i> GPC dengan Prediksi 1 Langkah Kedepan.....	51
Gambar 4.10 Hasil Respon Kontroler <i>Neuro-Fuzzy</i> GPC dengan Prediksi 2 Langkah Kedepan.....	52
Gambar 4.11 Hasil Respon Kontroler <i>Neuro-Fuzzy</i> GPC dengan Prediksi 3 Langkah Kedepan.....	54
Gambar 4.12 Hasil Respon Kontroler <i>Neuro-Fuzzy</i> GPC dengan Prediksi 4 Langkah Kedepan.....	55
Gambar 4.13 Hasil Respon Kontroler <i>Neuro-Fuzzy</i> GPC pada Setiap Prediksi 1 s/d 4 Langkah Kedepan Terhadap Model Referensi	57
Gambar 4.14 Hasil Respon Kontroler <i>Neuro-Fuzzy</i> GPC dengan Prediksi 1 Langkah Kedepan.....	58
Gambar 4.15 Hasil Respon Kontroler <i>Neuro-Fuzzy</i> GPC dengan Prediksi 2 Langkah Kedepan.....	59
Gambar 4.16 Hasil Respon Kontroler <i>Neuro-Fuzzy</i> GPC dengan Prediksi 3 Langkah Kedepan.....	61
Gambar 4.17 Hasil Respon Kontroler <i>Neuro-Fuzzy</i> GPC dengan Prediksi 4 Langkah Kedepan.....	62
Gambar 4.18 Hasil Respon Kontroler <i>Neuro-Fuzzy</i> GPC pada Setiap Prediksi 1 s/d 4 Langkah Kedepan Terhadap Model Referensi	64

Gambar 4.19 Hasil Respon Kontroler <i>Neuro-Fuzzy</i> GPC dengan Prediksi 1 Langkah Kedepan.....	65
Gambar 4.20 Hasil Respon Kontroler <i>Neuro-Fuzzy</i> GPC dengan Prediksi 2 Langkah Kedepan.....	66
Gambar 4.21 Hasil Respon Kontroler <i>Neuro-Fuzzy</i> GPC dengan Prediksi 3 Langkah Kedepan.....	68
Gambar 4.22 Hasil Respon Kontroler <i>Neuro-Fuzzy</i> GPC dengan Prediksi 4 Langkah Kedepan.....	69
Gambar 4.23 Hasil Respon Kontroler <i>Neuro-Fuzzy</i> GPC pada Setiap Prediksi 1 s/d 4 Langkah Kedepan Terhadap Model Referensi.....	71

DAFTAR TABEL

Tabel 3.1 Persamaan Koefisien <i>Heat Exchanger</i>	28
Tabel 3.2 Pemodelan Menggunakan ARMAX.....	33
Tabel 3.3 Nilai $u(k)$ Terhadap <i>Output Plant</i>	37
Tabel 4.1 Respon dengan Beban 2 m ³ /menit pada Prediksi 1 Langkah Kedepan	44
Tabel 4.2 Respon dengan Beban 2 m ³ /menit pada Prediksi 2 Langkah Kedepan	46
Tabel 4.3 Respon dengan Beban 2 m ³ /menit pada Prediksi 3 Langkah Kedepan	47
Tabel 4.4 Respon dengan Beban 2 m ³ /menit pada Prediksi 4 Langkah Kedepan	49
Tabel 4.5 Respon dengan Beban 3 m ³ /menit pada Prediksi 1 Langkah Kedepan	51
Tabel 4.6 Respon dengan Beban 3 m ³ /menit pada Prediksi 2 Langkah Kedepan	53
Tabel 4.7 Respon dengan Beban 3 m ³ /menit pada Prediksi 3 Langkah Kedepan	54
Tabel 4.8 Respon dengan Beban 3 m ³ /menit pada Prediksi 4 Langkah Kedepan	56
Tabel 4.9 Respon dengan Beban 4 m ³ /menit pada Prediksi 1 Langkah Kedepan	58
Tabel 4.10 Respon dengan Beban 4 m ³ /menit pada Prediksi 2 Langkah Kedepan	60
Tabel 4.11 Respon dengan Beban 4 m ³ /menit pada Prediksi 3 Langkah Kedepan	61
Tabel 4.12 Respon dengan Beban 4 m ³ /menit pada Prediksi 4 Langkah Kedepan	63
Tabel 4.13 Respon dengan Beban 5 m ³ /menit pada Prediksi 1 Langkah Kedepan	65
Tabel 4.14 Respon dengan Beban 5 m ³ /menit pada Prediksi 2 Langkah Kedepan	67
Tabel 4.15 Respon dengan Beban 5 m ³ /menit pada Prediksi 3 Langkah Kedepan	68

Tabel 4.16 Respon dengan Beban 5 m³/menit pada Prediksi 4 Langkah
Kedepan.....70

BAB 1

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Heat exchanger adalah sebuah alat yang berfungsi untuk mentransfer energi panas (entalpi) antara dua atau lebih fluida, antara permukaan padat dengan fluida, atau antara partikel padat dengan fluida, pada temperatur yang berbeda serta terjadi kontak termal. Lebih lanjut, *heat exchanger* dapat pula berfungsi sebagai alat pembuang panas, alat sterilisasi, pasteurisasi, pemisahan campuran, distilasi (pemurnian, ekstraksi), pembentukan konsentrat, kristalisasi, atau juga untuk mengontrol sebuah proses fluida.

Proses perpindahan panas yang terjadi pada *heat exchanger* dapat diatur agar memperoleh temperatur yang diinginkan dan tidak terdapat energi yang terbuang. Mencapai kriteria tersebut tidaklah mudah karena terdapat *delay time* pada proses pengukuran sinyal respon dari *heat exchanger*. Selain itu *heat exchanger* bekerja pada keadaan beban yang berubah-ubah. Untuk itu dibutuhkan suatu skema kontrol yang dapat mengatasi dinamika *plant* secara *real time* dan memberikan sinyal kontrol yang sesuai untuk setiap perubahan dinamika tersebut. Kontrol yang dirasa tepat untuk mengatasi hal ini adalah dengan menggunakan *Neuro-Fuzzy Generalized Predictive Control* (NFGPC) untuk memperoleh nilai yang sesuai dengan setiap perubahan dinamika sistem.

Neuro-Fuzzy Generalized Predictive Control (NFGPC) merupakan kontroler yang dirancang berdasarkan model suatu proses. Model suatu proses yang didapat berasal dari pemodelan *Neuro-Fuzzy* yang selanjutnya model tersebut akan digunakan untuk menghitung nilai prediksi keluaran proses oleh *Generalized Predictive Control* (GPC). Hasil prediksi sinyal kontrol akan dihitung untuk minimalisasi *error* yang terjadi, sehingga selisih antara nilai prediksi keluaran proses dengan *set point* masukan referensi akan menjadi minimal.

Pada Tugas Akhir ini akan membahas simulasi pengendalian temperatur pada *heat exchanger* dengan menggunakan *Neuro-Fuzzy Generalized Predictive Control*. Proses pengendalian temperatur akan ditunjukkan dalam bentuk simulasi pada MATLAB. Simulasi tersebut

akan digunakan untuk menganalisa kinerja dari metode *Neuro-Fuzzy Generalized Predictive Control* (NFGPC).

1.2 Perumusan Masalah

Permasalahan yang terjadi dalam pengendalian temperatur sistem kerja *heat exchanger* adalah terjadinya perubahan laju fluida dan pengaruh *delay time* pada proses pengukuran sinyal respon *heat exchanger* menyebabkan model kontrol biasa tidak dapat bekerja sesuai dengan kriteria, karena respon selalu terlambat dari model *reference* yang diharapkan. Oleh karena itu dengan menggunakan *Neuro-Fuzzy Generalized Predictive Control* (NFGPC) sebagai kontroler diharapkan permasalahan tersebut dapat teratasi dan respon sesuai dengan kriteria yang diinginkan.

1.3 Tujuan

Dengan adanya permasalahan yang timbul, maka penelitian yang dilakukan adalah dengan menggunakan sistem kontrol yang mampu memprediksi nilai keluaran temperatur dari *heat exchanger*. Model prediksi yang didapat mampu mengikuti (adaptasi) terhadap perubahan parameter model pada *heat exchanger*. Perubahan parameter model yang terjadi diharapkan *output* temperatur dari *heat exchanger* sesuai dengan *set point* dan dapat mengurangi efek dari *delay time* pada sistem sehingga mengurangi terjadinya *error*.

1.4 Batasan Masalah

Untuk memfokuskan permasalahan dalam Tugas Akhir ini, beberapa batasan masalah yang diambil diantaranya adalah sebagai berikut:

1. Model matematika yang digunakan diperoleh dari referensi *paper* [1].
2. Diasumsikan tidak adanya *noise* atau gangguan tidak terukur yang mempengaruhi *plant*.
3. Digunakan *Neuro-Fuzzy Generalized Predictive Control* (NFGPC) tanpa *constraints*.
4. Sistem disimulasikan secara *offline* dengan menggunakan perangkat lunak MATLAB.

1.5 Metodologi

Pelaksanaan Tugas Akhir ini terbagi atas beberapa tahap dengan rincian sebagai berikut,

1. Studi Literatur
Sebagai landasan dalam melakukan sebuah penulisan, diperlukan teori penunjang yang memadai, baik mengenai ilmu dasar, metode penelitian, teknik analisis, maupun teknik penulisan. Teori penunjang ini dapat diperoleh dari buku pegangan, jurnal ilmiah baik nasional maupun internasional, serta media *online*. Teori ditekankan pada perancangan sistem *plant* yaitu *heat exchanger* serta perancangan kontroler yaitu *Neuro-Fuzzy Generalized Predictive Kontrol* (NFGPC). Tahap ini dapat dilakukan di mana saja dan dilakukan sepanjang proses pengerjaan Tugas Akhir hingga menjelang penulisan buku.
2. Permodelan Sistem
Pada tahap ini, dicari perumusan model matematika *plant heat exchanger* yang memiliki *input* dan *output* sesuai dengan judul Tugas Akhir. Permodelan merupakan salah satu tahap paling penting dan memakan waktu dalam pengerjaan Tugas Akhir. Jika pemodelan yang diperoleh tidak tepat, analisis sistem yang dihasilkan pun menjadi tidak tepat. Hal ini dapat menyebabkan kesalahan dalam perancangan kontroler.
3. Perancangan *Simulink Plant*
Setelah memperoleh model matematika yang sesuai maka langkah selanjutnya adalah merancang model matematika ke dalam *simulink*. Pada tahap ini dibutuhkan ketelitian, apabila terdapat kesalahan akan mengakibatkan respon yang terjadi tidak sesuai dengan respon yang sesungguhnya. Hal ini dapat mempengaruhi pengerjaan pada tahap selanjutnya.

4. Perancangan Kontroler
Kontroler yang digunakan dalam Tugas Akhir ini adalah *Neuro-Fuzzy Generalized Predictive Kontrol* (NFGPC). Perancangan kontroler dapat dilaksanakan setelah sinyal respon *plant* diperoleh. Dengan menggunakan *Neuro-Fuzzy Generalized Predictive Kontrol* (NFGPC) diharapkan dapat mengetahui bagaimana respon mendatang sehingga *delay* dan gangguan yang terjadi dapat dihindari.
5. Simulasi
Dalam proses simulasi dilakukan analisa terhadap data. Analisa yang dilakukan berupa analisa komparatif terhadap respon sistem. Analisis ini juga membandingkan antara hasil implementasi dengan teori yang telah dipelajari. Melalui analisis ini, dapat dirumuskan kesimpulan dan rekomendasi terhadap penelitian yang telah dilakukan.
6. Penulisan Buku
Tahap ini merupakan bagian akhir dari penulisan Tugas Akhir. Penulisan buku ini berupa laporan ilmiah yang mencakup semua proses pengerjaan Tugas Akhir, mulai dari teori yang digunakan hingga kesimpulan dan rekomendasi yang dihasilkan dari penelitian. Semua tahap pengerjaan Tugas Akhir didokumentasikan secara sistematis sehingga menjadi sebuah pendukung dari rangkaian penjelasan yang ada. Selain buku, dibuat pula *proceeding* sebagai ringkasan dan materi Tugas Akhir presentasi dalam bentuk *power point*. Setelah buku selesai dibuat, dilakukan mekanisme pengesahan yang meliputi pengajuan tanda tangan, *draft* buku, buku, dan *proceeding* Tugas Akhir.

1.6 Sistematika Penulisan

Penulisan Tugas Akhir ini disusun dalam 5 bab yang masing-masing membahas permasalahan yang berhubungan dengan Tugas Akhir yang telah dibuat dengan sistematika penulisan sebagai berikut:



BAB I

PENDAHULUAN

Pada bab ini dibahas mengenai latar belakang, permasalahan batasan masalah, tujuan, metodologi, sistematika penulisan dan relevansi.

BAB II

DASAR TEORI

Pada bab ini dipaparkan beberapa teori yang menjadi dasar dan penunjang terhadap pemecahan masalah pada Tugas Akhir. Di antaranya adalah dasar teori tentang perpindahan kalor *heat exchanger* serta penjelasan tentang kontroler yaitu *Generalized Predictive Kontrol* (GPC) dan *Neuro-Fuzzy*.

BAB III

PERANCANGAN SISTEM

Pada bab ini dijelaskan secara rinci mengenai rancangan sistem serta identifikasi sistem dan perancangan kontroler.

BAB IV

PENGUJIAN DAN ANALISA DATA

Bab ini berisi pengujian tiap-tiap komponen pembangun sistem serta analisa data hasil simulasi.

BAB V

PENUTUP

Bab ini berisi tentang kesimpulan dan saran-saran pengembangan Tugas Akhir.



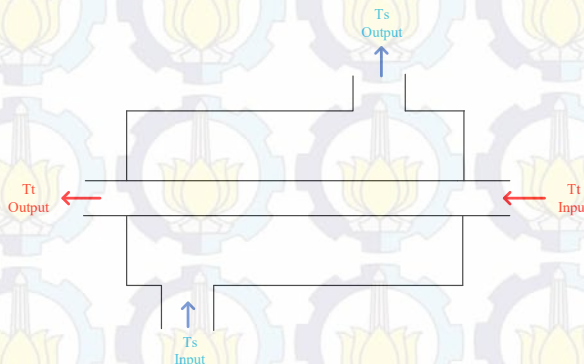
Halaman ini sengaja dikosongkan

BAB 2 DASAR TEORI

2.1 *Heat Exchanger*

Heat exchanger dapat diartikan sebagai alat penukar panas atau alat yang digunakan untuk memindahkan energi panas antara dua atau lebih fluida, permukaan padat dengan fluida, atau partikel padat dengan fluida, dengan temperatur yang berbeda. Selain memindahkan panas, *heat exchanger* dapat digunakan sebagai pendingin. Biasanya, medium yang digunakan adalah air untuk medium yang panas maupun medium yang dingin. *Heat exchanger* selain dapat digunakan sebagai alat penukar panas, dapat berfungsi pula sebagai *heater*, *cooler*, *condenser*, *reboiler*, maupun *chiller*.

Perpindahan panas pada *heat exchanger* dibuat se-efisien mungkin agar tidak banyak energi yang terbuang. Perpindahan panas pada *heat exchanger* terjadi karena adanya kontak, baik langsung maupun tidak langsung. *Heat exchanger* banyak digunakan dalam industri seperti kilang minyak, *boiler*, refrigasi, dan lain-lain. Contoh sederhana dari *heat exchanger* adalah radiator pada mobil. Gambar 2.1 menunjukkan diagram sederhana dari *heat exchanger*.



Gambar 2.1 Diagram Sederhana *Heat Exchanger*

2.1.1 Prinsip Kerja *Heat Exchanger*

Heat exchanger pada prinsipnya memindahkan panas dari suatu tempat ke tempat yang lain. Proses terjadinya perpindahan panas dapat

dilakukan secara langsung maupun tidak langsung. Maksud dari langsung disini adalah panas dari suatu fluida akan bercampur langsung dengan fluida dingin tanpa adanya sekat pemisah sedangkan tidak langsung adalah antara fluida panas dan fluida dingin dipisahkan oleh suatu sekat pemisah. Untuk lebih jelasnya akan dibahas perbedaan *heat exchanger* langsung dengan tidak langsung.

2.1.1.1 Secara Kontak Langsung

Heat exchanger kontak langsung adalah suatu alat yang memindahkan panas antara fluida diikuti dengan terjadinya pencampuran fluida-fluida dan biasanya diikuti dengan perubahan fase salah satu atau lebih fluida. Perubahan fase dari proses tersebut juga mempengaruhi perpindahan panas yang terjadi. Salah satu contoh dari *heat exchanger* tipe ini adalah *immiscible fluid exchanger* dan *gas-liquid exchanger*.

2.1.1.2 Secara Kontak Tidak Langsung

Heat exchanger kontak tidak langsung adalah perpindahan panas yang terjadi pada fluida dipisahkan oleh lapisan dinding atau sekat pemisah sehingga tidak terjadi kontak secara langsung (pencampuran fluida). Salah satu contoh dari *heat exchanger* tipe ini adalah *heat exchanger* tipe *direct-transfer* dan *storage type exchanger*.

2.1.2 Pertukaran Panas Pada Heat Exchanger

Heat exchanger adalah alat yang prinsipnya menggunakan perpindahan atau pertukaran panas antar fluida. Pertukaran panas pada *heat exchanger* terjadi karena fluida yang mengalir. Aliran fluida pada *heat exchanger* terdiri dari aliran yang searah dan aliran yang berlawanan arah.

2.1.2.1 Aliran Searah

Pertukaran panas dengan aliran searah adalah aliran dari kedua fluida masuk melalui sisi penukar panas yang sama, mengalir dengan arah yang sama, dan keluar dari sisi yang sama. Karakteristik dari aliran searah adalah diperlukan media pendingin atau pemanas yang banyak karena temperatur fluida dingin (T_{cb}) tidak dapat melebihi temperatur fluida panas (T_{hb}). Gambar 2.2 menunjukkan pertukaran panas aliran searah.



Gambar 2.2 Pertukaran Panas Aliran Searah

2.1.2.2 Aliran Berlawanan Arah

Aliran berlawanan arah adalah kedua fluida (panas dan dingin) masuk dengan arah berlawanan dan keluar dengan arah berlawanan. Temperatur fluida dingin yang keluar lebih tinggi dibandingkan temperatur fluida panas. Gambar 2.3 menunjukkan pertukaran panas aliran berlawanan arah.



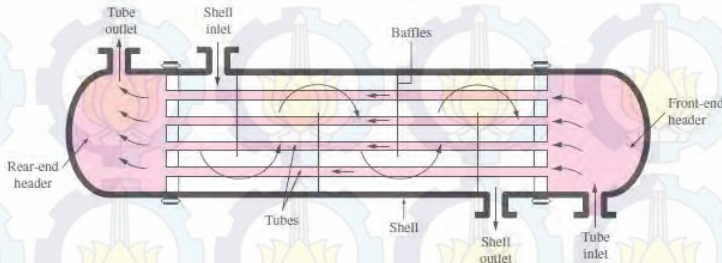
Gambar 2.3 Pertukaran Panas Aliran Berlawanan Arah

2.1.3 Faktor Penentu Dalam Heat Exchanger

Beberapa faktor yang menentukan pertukaran panas antar fluida pada *heat exchanger* adalah sebagai berikut.

1. Perbedaan temperatur.
2. Luas permukaan.
3. Konduktifitas media hantar panas.

Heat exchanger yang digunakan adalah tipe *tube and shell* dengan konstruksi yang diperlihatkan pada Gambar 2.4.



Gambar 2.4 *Heat Exchanger Tipe Tube and Shell*

Tipe ini digunakan ketika suatu proses membutuhkan fluida untuk dipanaskan atau didinginkan dalam jumlah besar. Prinsip kerjanya adalah dua fluida yang berbeda temperatur, fluida pada *tube* dan *shell* bersentuhan secara tidak langsung dan hal ini membuat fluida yang lebih tinggi temperaturnya akan berpindah ke fluida yang temperaturnya lebih rendah. Terdapat dua hal yang perlu diperhatikan pada *heat exchanger* yaitu variabel yang akan dikontrol dan variabel yang akan diubah-ubah untuk menjaga variabel yang dikontrol sesuai dengan masukan. Berdasarkan prinsip kerja dari *heat exchanger* tipe *tube and shell* yang paling efektif adalah mengambil fluksi panas sebagai variabel yang dikontrol. Dalam prakteknya hal ini tidak bisa dilakukan karena fluksi panas sulit diukur sehingga mengontrol salah satu fluida yang keluar adalah pilihan yang paling memungkinkan.

Heat exchanger merupakan salah satu alat yang penting pada dunia industri yaitu untuk mengatur perpindahan panas. *Energy balance* pada *heat exchanger* didapat dari persamaan sebagai berikut [1].

$$\frac{dE}{dt} = H_{in} - H_{out} + Q(t) \quad (2.1)$$

di mana $\frac{dE}{dt}$ adalah laju perubahan terhadap waktu dari energi dalam sistem, H_{in} adalah energi aliran yang masuk, H_{out} adalah energi aliran yang keluar pada sistem dan $Q(t)$ adalah *heat transfer* dari sistem. Menggunakan hubungan termodinamika maka didapat persamaan

$$\frac{dE}{dt} = \rho V C_p \frac{dT_{pout}}{dt} \quad (2.2)$$

di mana ρ adalah kepadatan cairan produk, dalam kg/lit, V adalah volum dari penukar panas, C_p adalah kapasitas panas dari cairan produk, dalam kcal/kg dan $\frac{dT_{pout}}{dt}$ adalah laju perubahan temperatur pada fluida sebagai tambahan:

$$H_{in} = \rho C_p F_i (T_{pin} - T_{ref}) \quad (2.3)$$

$$H_{out} = \rho C_p F_i (T_{pout}(t) - T_{ref}) \quad (2.4)$$

di mana F_i adalah *flow* yang masuk ke dalam *Heat Exchanger*, T_{pin} adalah temperatur *input* fluida, $T_{pout}(t)$ adalah temperatur fluida *output*, dan T_{ref} adalah temperatur referensi. Dari penurunan rumus di atas, diperoleh rumus perpindahan panas pada *tube and shell* sebagai berikut:

Shell

$$\rho_s V_s C_{ps} \frac{dT_{s,n}}{dt} = F_s C_{ps} T_{s,n}^i - F_s C_{ps} T_{s,n}^0 + Q_n \quad (2.5)$$

Tube

$$\rho_t V_t C_{pt} \frac{dT_{t,n}}{dt} = F_t C_{pt} T_{t,n}^i - F_t C_{pt} T_{t,n}^0 - Q_n \quad (2.6)$$

Dari persamaan 2.5 dan persamaan 2.6, diperoleh persamaan perpindahan kalor pada tiap bagian pada *shell* dan *tube heat exchanger* yang akan dijelaskan dibawah ini:

1. Zona 1

$$\frac{d\tau_{s1}}{dt} = \alpha_1(\tau_{s2} - \tau_{s1}) - \alpha_1(\tau_{s0} - \tau_{s1}) + \frac{Q_1}{\alpha_2} \quad (2.7)$$

$$\frac{d\tau_{t1}}{dt} = \beta_1(\tau_{t0} - \tau_{t1}) - \beta_1(\tau_{t2} - \tau_{t1}) - \frac{Q_1}{\beta_2} \quad (2.8)$$

$$Q_1 = UA_1(\tau_{t1} - \tau_{s1}) \quad (2.9)$$

2. Zona 2

$$\frac{d\tau_{s2}}{dt} = \alpha_1(\tau_{s3} - \tau_{s2}) - \alpha_1(\tau_{s2} - \tau_{s1}) + \frac{Q_2}{\alpha_2} \quad (2.10)$$

$$\frac{d\tau_{t2}}{dt} = \beta_1(\tau_{t1} - \tau_{t2}) - \beta_1(\tau_{t3} - \tau_{t2}) - \frac{Q_2}{\beta_2} \quad (2.11)$$

$$Q_2 = UA_2(\tau_{t2} - \tau_{s2}) \quad (2.12)$$

3. Zona 3

$$\frac{d\tau_{s3}}{dt} = \alpha_1(\tau_{s4} - \tau_{s3}) - \alpha_1(\tau_{s3} - \tau_{s2}) + \frac{Q_3}{\alpha_2} \quad (2.13)$$

$$\frac{d\tau_{t2}}{dt} = \beta_1(\tau_{t2} - \tau_{t3}) - \beta_1(\tau_{t4} - \tau_{t3}) - \frac{Q_3}{\beta_2} \quad (2.14)$$

$$Q_3 = UA_3(\tau_{t3} - \tau_{s3}) \quad (2.15)$$

4. Zona 4

$$\frac{d\tau_{s4}}{dt} = \alpha_1(\tau_{s5} - \tau_{s4}) - \alpha_1(\tau_{s4} - \tau_{s3}) + \frac{Q_4}{\alpha_2} \quad (2.16)$$

$$\frac{d\tau_{t4}}{dt} = \beta_1(\tau_{t3} - \tau_{t4}) - \beta_1(\tau_{t5} - \tau_{t4}) - \frac{Q_4}{\beta_2} \quad (2.17)$$

$$Q_4 = UA_4(\tau_{t4} - \tau_{s4}) \quad (2.18)$$

5. Zona 5

$$\frac{d\tau_{s5}}{dt} = \alpha_1(\tau_{s5} - \tau_{s5}) - \alpha_1(\tau_{s5} - \tau_{s4}) + \frac{Q_5}{\alpha_2} \quad (2.19)$$

$$\frac{d\tau_{t5}}{dt} = \beta_1(\tau_{t4} - \tau_{t5}) - \beta_1(\tau_{t5} - \tau_{t5}) - \frac{Q_5}{\beta_2} \quad (2.20)$$

$$Q_5 = UA_5(\tau_{t5} - \tau_{s5}) \quad (2.21)$$

di mana,

$$\alpha_1 = \frac{F_s}{C_{ps} \cdot \rho_s \cdot V_s} \quad (2.22)$$

$$\alpha_2 = \rho_s \cdot V_s \cdot C_{ps} \quad (2.23)$$

$$\beta_1 = \frac{F_t}{C_{pt} \cdot \rho_t \cdot V_t} \quad (2.24)$$

$$\beta_2 = \rho_t \cdot V_t \cdot C_{pt} \quad (2.25)$$

2.2 Generalized Predictive Control (GPC)

Generalized Predictive Control yang biasanya digunakan dalam proses industri adalah yang diperkenalkan oleh *Clarke et al* [2]. GPC oleh *Clark et al* banyak digunakan karena kemampuan pengaturan yang stabil untuk sistem parameter, *dead time*, dan orde model yang berubah ubah.

Saat memperhatikan titik operasi, *plant* non linier umumnya menggunakan model linier pada daerah tertentu.

$$A(q^{-1}) = B(q^{-1})u(t-1) + x(t) \quad (2.26)$$

dengan $u(t)$ *input* kontrol, $y(t)$ variabel yang terukur atau *output*, dan $x(t)$ gangguan. A dan B adalah polinomial.

$$\begin{aligned} A(q^{-1}) &= 1 + a_1 q^{-1} + \dots + a_{na} q^{-na} \\ B(q^{-1}) &= b_0 + b_1 q^{-1} + \dots + b_{nb} q^{-nb} \end{aligned}$$

Jika plant tidak memiliki *dead time* maka polinomial B bernilai nol dan $x(t)$ dianggap rata-rata bergerak dengan

$$x(t) = C(q^{-1})\xi(t) \quad (2.27)$$

di mana

$$C(q^{-1}) = 1 + c_1 q^{-1} + \dots + c_{nc} q^{-nc}$$

Pada persamaan ini, $\xi(t)$ adalah rangkaian nilai acak berkorelasi. Menggabungkan persamaan dari (2.26) dengan (2.27) akan diperoleh model CARMA (*Controlled Auto-Regresive Moving Average*).

$$A(q^{-1}) = B(q^{-1})u(t-1) + C(q^{-1})\xi(t) \quad (2.28)$$

Sinyal *output* prediksi $\hat{y}(k+d+1+n_c)$ dituliskan sebagai penjumlahan dari *free response* dan *force response*. *Free response* merupakan respon hasil pengaruh dari *input* yang sebelumnya dengan *output* yang akan datang dengan asumsi aksi kontrol dari waktu saat ini. *Force response* merupakan respon hasil pengaruh *input* saat ini dan yang akan datang terhadap *output* yang akan datang. Persamaan *force response* adalah sebagai berikut.

$$\begin{aligned} \hat{y}_{force}(k+d+1+n_c|k) &= \frac{B(q^{-1})}{A(q^{-1})} u(k+1+n_c|k) \\ &= \frac{B(q^{-1})}{(1-q^{-1})A(q^{-1})} (1-q^{-1}) \times u(k+1+n_c|k) \end{aligned} \quad (2.29)$$

di mana

$$\frac{B(q^{-1})}{A(q^{-1})} = G(q^{-1})$$

$G(q^{-1})$ adalah fungsi alih pulsa dari proses tanpa *dead time* fisik. Untuk *free response* merupakan respon hasil pengaruh dari *input* lampau pada *output* yang akan datang dengan asumsi aksi control dari waktu saat ini. Persamaan *free response* adalah sebagai berikut.

$$\hat{y}_{free}u(k + d + 1 + n_c|k) = \frac{B(q^{-1})}{A(q^{-1})} u(k + 1 + n_c|k - 1) \quad (2.30)$$

$$\Delta u(k + i) = 0 ; i = 0, 1, 2, \dots$$

Vektor dari *output* prediksi adalah penjumlahan dari *force response* dengan *free response*

$$\hat{y} = \hat{y}_{force} + \hat{y}_{free} \quad (2.31)$$

di mana

$$\hat{y}_{force} = Gu_f \quad (2.32)$$

untuk

$$u_f = [u(k|k), u(k + 1|k), \dots, u(k + n_{c2} - 1|k)]^T$$

Variabel manipulasi untuk saat ini dan akan datang disebut $u(k+i)$, $i \geq 0$ yang dibentuk dengan waktu diskrit, dan bisa ditulis $u(k + i|k)$. G merupakan koefisien respon unit step.

$$\mathbf{G} = \begin{bmatrix} g_{n_{c1}+1} & g_{n_{c1}} & \dots & g_{n_{c1}-n_u+2} \\ g_{n_{c1}+2} & g_{n_{c1}+1} & \dots & g_{n_{c1}-n_u+1} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ g_{n_{c2}+1} & g_{n_{c1}} & \dots & g_{n_{c2}-n_u+2} \end{bmatrix} \quad (2.33)$$

Aksi kontrol dipengaruhi hubungan antara λ_y/λ_u , sehingga ketika salah satu faktor pembeban diatur bernilai 1, misalkan $\lambda_y = 1$ maka

$$u_f = [G^T G + \lambda_u I]^{-1} G^T (y_r - \hat{y}_{free}) \quad (2.34)$$

$\lambda_y = 1$ maka dapat diasumsikan kontrol SISO (*Single Input Single Output*). Berdasarkan strategi *receding horizon* maka hanya kenaikan *input* pertama $u(k)$ yang digunakan, dihitung, dan diulang ke langkah kontrol selanjutnya.

$$u(k) = [1, 0, \dots, 0] [G^T G + \lambda_u I]^{-1} G^T (y_r - \hat{y}_{free}) \quad (2.35)$$

di mana vektor $[1, 0, \dots, 0]$ memiliki $n_u - 1$ nilai nol.

2.3 Logika Fuzzy

Fuzzy pertama kali diperkenalkan oleh Prof. Lotfi A. Zadeh pada tahun 1965. Logika *fuzzy* pada saat ini banyak diterapkan pada peralatan elektronik seperti kamera, mesin cuci, *rice cooker*, dll. Pada teori *fuzzy*, peranan derajat keanggotaan sebagai penentu elemen dalam suatu himpunan sangatlah penting. Nilai keanggotaan atau derajat keanggotaan atau *membership function* menjadi ciri utama dalam penalaran dengan logika *fuzzy* tersebut.

2.3.1 Himpunan Fuzzy

Nilai keanggotaan suatu item x dalam suatu himpunan A dapat ditulis dengan $\mu_A[x]$, memiliki 2 kemungkinan yaitu bernilai satu (1) jika item x menjadi anggota himpunan A dan nol (0) jika item x tidak menjadi anggota himpunan A .

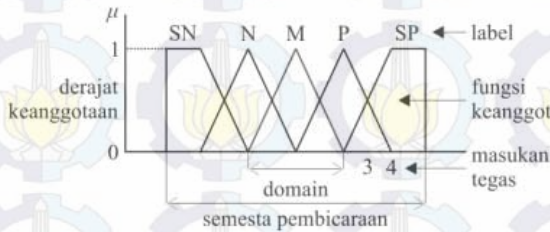
Himpunan *fuzzy* memiliki 2 atribut yaitu linguistik dan numeris. Linguistik adalah penamaan suatu grup untuk mewakili keadaan atau kondisi tertentu sedangkan numeris adalah suatu nilai (angka) yang menunjukkan ukuran dari suatu variabel.

2.3.2 Fungsi Keanggotaan

Fungsi keanggotaan berbentuk suatu kurva yang memetakan titik-titik *input* data ke dalam nilai keanggotaannya yang memiliki interval 0-1.

Fungsi keanggotaan memiliki beberapa fungsi yang biasa digunakan yaitu representasi linier, representasi kurva segitiga, representasi kurva trapesium, representasi kurva-S, dan representasi

kurva Gauss. Gambar 2.5 menunjukkan contoh dari struktur keanggotaan fuzzy dengan kurva segitiga.

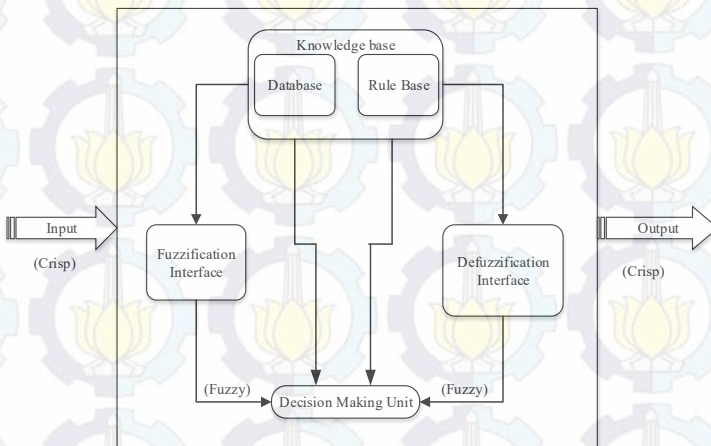


Gambar 2.5 Struktur Fungsi Keanggotaan Fuzzy

Beberapa operasi yang didefinisikan secara khusus untuk mengkombinasi dan memodifikasi himpunan fuzzy. Nilai keanggotaan sebagai hasil dari operasi dua himpunan sering dikenal dengan nama *fire strength* atau α -predikat. Ada tiga operator dasar yang diciptakan oleh zadeh, yaitu AND, OR, dan NOT.

2.3.3 Sistem Inferensi Fuzzy

Sistem *fuzzy inference* adalah sistem dasar *fuzzy rules* atau pemodelan fuzzy. *Fuzzy inference* terdiri dari 5 blok konvensional yang diperlihatkan pada Gambar 2.6 [3].



Gambar 2.6 Fuzzy Inference System

Pada Gambar 2.6, rule base berisi aturan *fuzzy if-then*, *database* yang mendefinisikan membership functions dari *fuzzy sets* yang digunakan pada *fuzzy rules*, unit pembuat keputusan yang membentuk operasi *inference* pada *rules*, *fuzzification interface* yang mengubah *input crisp* menjadi tingkatan bernilai linguistic, *defuzzification interface* mengubah hasil *fuzzy* ke *output crisp*.

Fuzzy inference system dapat dibentuk dengan menggunakan metode Mamdani dan metode Sugeno.

2.3.3.1 Metode Mamdani

Metode Mamdani atau dapat disebut juga dengan metode *Max-Min* adalah metode yang diperkenalkan oleh Ebrahim Mamdani pada tahun 1975.

Pada metode Mamdani, untuk mendapatkan suatu *output* maka diperlukan beberapa tahapan yaitu pertama adalah pembentukan himpunan *fuzzy input* maupun *output* dibagi menjadi satu atau lebih himpunan. Selanjutnya yaitu aplikasi fungsi implikasi. Fungsi implikasi yang digunakan adalah fungsi *Min*. Selanjutnya adalah komposisi aturan. Komposisi aturan memiliki tiga metode yang digunakan dalam melakukan inferensi sistem *fuzzy* yaitu metode *Max*, metode *Sum*, dan metode Probabilistik OR. Terakhir adalah defuzzifikasi. Defuzzifikasi mendapatkan *input* dari suatu himpunan yang didapat dari komposisi aturan-aturan *fuzzy* dan *output* yang dihasilkan adalah suatu bilangan pada domain himpunan *fuzzy*. Defuzzifikasi aturan Mamdani memiliki beberapa metode yaitu metode *centroid*, metode *bisector*, metode *mean of maximum* (MOM), metode *largest of maximum* (LOM), dan metode *smallest of maximum* (SOM).

2.3.3.2 Metode Takagi Sugeno

Metode Sugeno memiliki kemiripan dengan metode Mamdani dan yang membedakannya adalah *output* sistem tidak berupa himpunan *fuzzy*, melainkan berupa konstanta atau persamaan linear.

Merancang suatu kontroler dengan menggunakan kontroler T-S *fuzzy* diperlukan T-S (*Takagi Sugeno*) *fuzzy* model untuk sistem *non linear*. Merancang model *fuzzy* memiliki prosedur pendekatan yang mendasar dan penting. T-S rules menggunakan fungsi dari variabel *input* sebagai konsekuensi rules. Jika untuk kontroler *fuzzy*, T-S *fuzzy* memiliki struktur sebagai berikut:

$$\text{IF } x_1 \text{ is } M_1 \text{ AND } x_2 \text{ is } M_2 \text{ AND } x_3 \text{ is } M_3 \text{ THEN } u_1 = f(x_1, x_2, x_3), u_2 = g(x_1, x_2, x_3) \quad (2.36)$$

di mana $f(\cdot)$ dan $g(\cdot)$ adalah dua fungsi dari tipe apapun. Untuk *fuzzy modelling*, memiliki kemiripan dengan *fuzzy control* sebagai berikut:

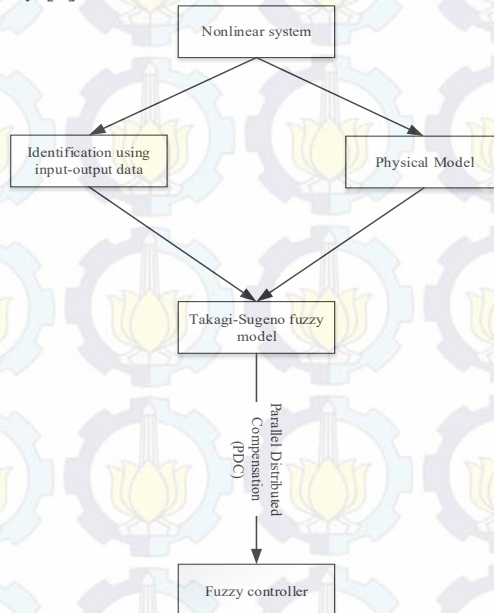
$$\text{IF } y(n) \text{ is } M_1 \text{ AND } y(n-1) \text{ is } M_2 \text{ AND } y(n-3) \text{ is } M_3 \text{ AND } u(n) \text{ is } M_4 \text{ AND } u(n-1) \text{ is } M_5 \text{ THEN } y(n+1) = F(y(n), y(n-1), y(n-2), u(n), u(n-1)) \quad (2.37)$$

di mana $F(\cdot)$ adalah fungsi acak.

Pada umumnya ada dua prosedur dalam pendekatan menggunakan model *fuzzy*, yaitu:

1. Identifikasi (pemodelan *fuzzy*) menggunakan data dari *input-output*.
2. Memperoleh persamaan sistem *non linear*.

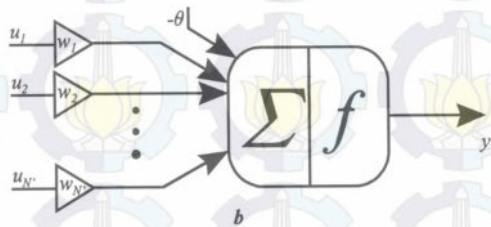
Gambar 2.7 memperlihatkan salah satu ilustrasi pemodelan menggunakan *fuzzy* [3].



Gambar 2.7 Model-Based Fuzzy Control Design

2.4 Jaringan Saraf Tiruan

Jaringan saraf tiruan adalah bentuk penyederhanaan dari jaringan saraf biologi yang diimplementasikan ke dalam formulasi matematika jaringan simbolik. Jaringan saraf tiruan memiliki kemampuan untuk belajar (learning) dan menghasilkan aturan atau operasi dari *input* dan membuat prediksi tentang *output* yang akan muncul. Gambar 2.8 menunjukkan struktur model jaringan saraf tiruan.

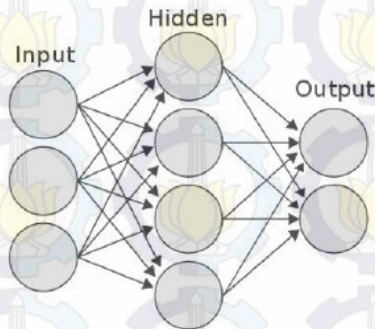


Gambar 2.8 Struktur Jaringan Saraf Tiruan

Jaringan saraf tiruan memiliki beberapa arsitektur jaringan yaitu arsitektur *forward*, arsitektur *backward*, dan arsitektur jaringan berdasarkan bentuk umum lapisannya.

2.4.1 Arsitektur *Forward*

Arsitektur jaringan *forward* berfungsi untuk menghitung keluaran setiap *neuron* pada jaringan saraf tiruan. Gambar 2.9 menunjukkan arsitektur jaringan *forward*.

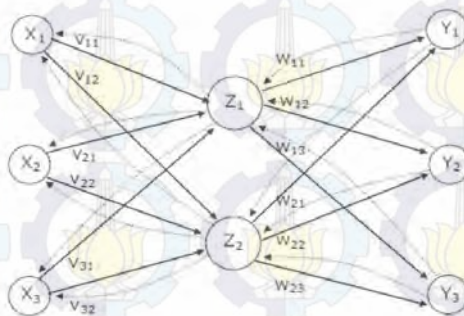


Gambar 2.9 Arsitektur Jaringan *Forward*

Arsitektur jaringan *forward* terdiri dari masukan, bobot, fungsi aktivasi dan keluaran formulasi *forward*. Jaringan yang termasuk dari arsitektur ini adalah jaringan *single layer*. Jaringan *single layer* itu sendiri adalah jaringan sinyal datang dari *input* mengalir ke *output*. Jaringan *single layer* hanya memiliki satu lapisan koneksi.

2.4.2 Arsitektur Backward

Arsitektur jaringan *backward* berfungsi untuk merevisi bobot dari nilai *error* yang didapatkan melalui adaptasi jaringan terhadap keluaran model yang diinginkan. Jika *error* baru terdeteksi, maka jaringan dapat belajar (*learning*) dari *error* tersebut dan merevisi bobot untuk menyesuaikan karakter nilai. Gambar 2.10 menunjukkan arsitektur jaringan *backward*.



Gambar 2.10 Arsitektur Jaringan *Backward*.

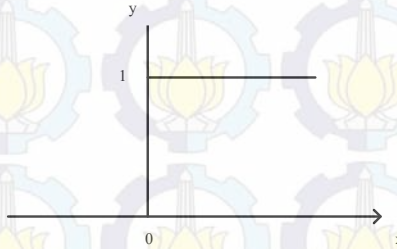
2.4.3 Fungsi Aktivasi

Pada jaringan saraf tiruan terdapat fungsi aktivasi. Fungsi aktivasi adalah suatu fungsi yang mentransformasikan suatu inputan menjadi suatu *output* tertentu. Beberapa fungsi aktivasi umumnya digunakan dalam jaringan saraf tiruan adalah sebagai berikut.

1. Fungsi *Hard Limit*

Fungsi *hard limit* merupakan suatu jaringan lapisan tunggal yang menggunakan *step function* untuk mengkonversi *input* dari suatu variabel yang bernilai kontinyu ke suatu *output* dengan operasi biner (0 atau 1). Gambar 2.11 menunjukkan fungsi aktivasi dari *hard limit*.

$$y = \begin{cases} 0, & \text{jika } x \leq 0 \\ 1, & \text{jika } x > 0 \end{cases}$$

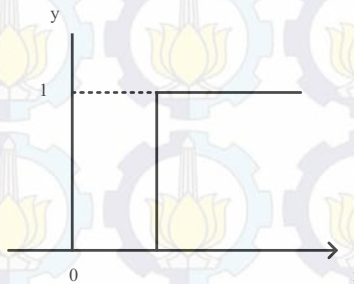


Gambar 2.11 Fungsi Aktivasi *Hard Limit*

2. Fungsi *Threshold*

Fungsi *threshold* atau dapat disebut juga dengan fungsi *heaviside* adalah fungsi yang menggunakan nilai ambang 0 dan 1 dirumuskan seperti pada Gambar 2.12.

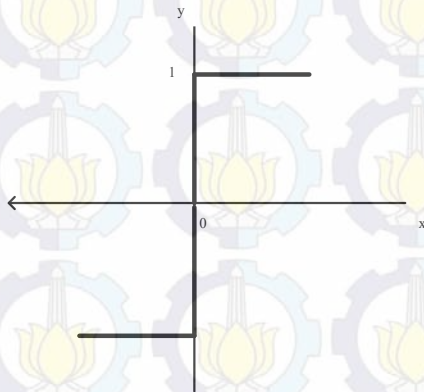
$$y = \begin{cases} 0, & \text{jika } x \leq 0 \\ 1, & \text{jika } x > 0 \end{cases}$$



Gambar 2.12 Fungsi Aktivasi *Threshold*

3. Fungsi Bipolar (*Symetric Hard Limit*)

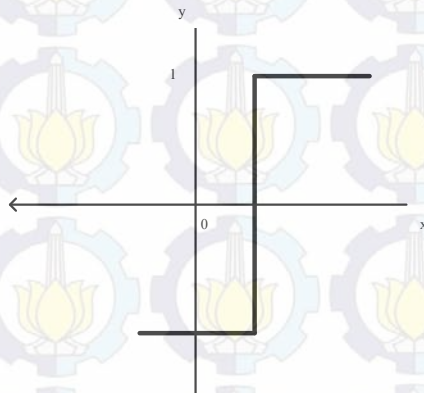
Fungsi bipolar hampir sama dengan fungsi undak biner, Perbedaannya adalah fungsi bipolar menghasilkan *output* 1, 0, -1. Fungsi bipolar dapat dilihat pada Gambar 2.13.



Gambar 2.13 Fungsi Aktivasi Bipolar (*Symetric Hard Limit*)

4. Fungsi Bipolar dengan Threshold

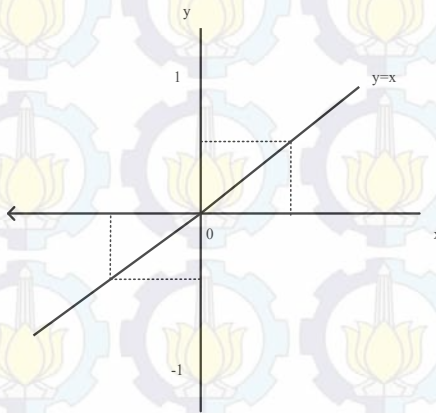
Fungsi bipolar dengan nilai ambang 0 dan menghasilkan *output* berupa 1, 0, -1. Fungsi ini dapat dilihat pada Gambar 2.14.



Gambar 2.14 Fungsi Aktivasi Bipolar (*Threshold*)

5. Fungsi Linear (Identitas)

Fungsi linear mengeluarkan nilai *output* yang sama dengan nilai inputnya. Fungsi ini dapat dilihat pada Gambar 2.15.

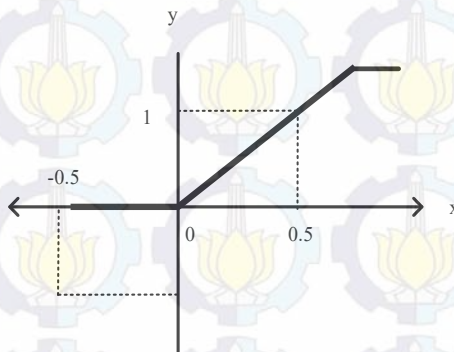


Gambar 2.15 Fungsi *Linear* (Identitas)

6. Fungsi *Saturating Linear*

Fungsi ini jika inputnya kurang dari -0,5 maka bernilai 0 dan jika inputnya lebih dari 0,5 maka bernilai 1. Bila inputnya berada diantara -0,5 dan 0,5 maka bernilai sama dengan nilai inputnya ditambah 0,5. Fungsi *saturating linear* ditunjukkan pada Gambar 2.16.

$$y = \begin{cases} 1 & \text{jika } x \geq 0 \\ 0 & \text{jika } x \leq -0,5 \\ x + 0,5 & \text{jika } -0,5 \leq x \leq 0,5 \end{cases}$$

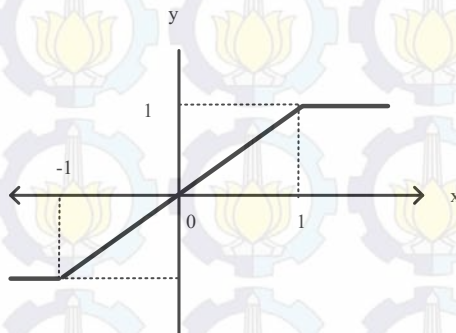


Gambar 2.16 *Saturating Linear*

7. Fungsi *Symetric Saturating Linear*

Fungsi ini jika inputnya kurang dari -1 maka *output* akan bernilai -1, dan jika inputnya lebih dari 1 maka *output* akan bernilai 1. Jika nilai *input* terletak antara -1 dan 1, maka *output* akan bernilai sama dengan nilai inputnya. Fungsi ini dapat dilihat pada Gambar 2.17.

$$y = \begin{cases} 1 & \text{jika } x \geq 1 \\ x & \text{jika } -1 \leq x \leq 1 \\ -1 & \text{jika } x \leq -1 \end{cases}$$



Gambar 2.17 Fungsi *Symetric Saturating Linear*

8. Fungsi *Sigmoid Biner*

Fungsi ini menggunakan metode *backpropagation*, sehingga mempunyai *range* 0 sampai 1. Pada umumnya fungsi ini digunakan untuk jaringan saraf yang membutuhkan nilai *output* yang terletak pada interval 0 sampai dengan 1. Fungsi ini dirumuskan sebagai berikut.

$$y = f(x) = \frac{1}{1+e^{-\sigma x}} \quad (2.38)$$

9. Fungsi *Sigmoid Bipolar*

Fungsi ini hampir sama dengan fungsi *sigmoid biner* dan yang membedakan adalah *output* fungsi ini memiliki *range* 1 sampai -1. Fungsi ini dirumuskan sebagai berikut:

$$y = f(x) = \frac{1-e^{-x}}{1+e^{-x}} \quad (2.39)$$

2.5 *Neuro-Fuzzy*

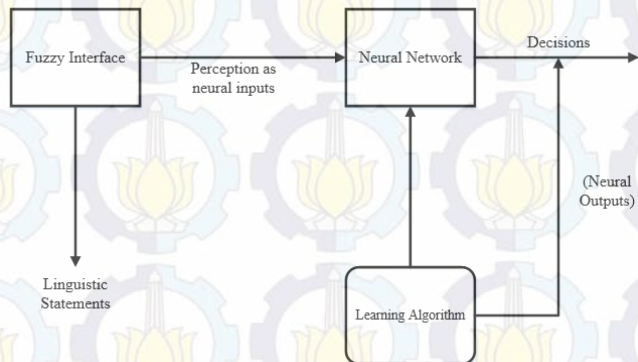
Neuro fuzzy merupakan gabungan dari logika *fuzzy* dengan jaringan saraf tiruan dan termasuk salah satu dari konsep hibrida yaitu konsep yang menggabungkan beberapa konsep kecerdasan buatan yang dikembangkan untuk menyelesaikan masalah secara optimal. Konsep hibrida dikembangkan untuk menutupi kekurangan dari masing-masing konsep kecerdasan buatan sehingga mendapat metode yang cocok untuk menyelesaikan permasalahan.

Kelebihan dari logika *fuzzy* yaitu dalam penentuan keputusan sedangkan pada jaringan saraf tiruan yaitu adaptasi melalui kemampuan pembelajaran (*learning*). Kekurangan dari logika *fuzzy* yaitu menentukan parameter yang sifatnya intuitif. Dengan adanya kelebihan dari jaringan saraf tiruan yaitu kemampuan pembelajaran maka perubahan bobot dapat dilakukan sehingga parameter pada logika *fuzzy* dapat dirubah.

Neuro-Fuzzy umumnya memiliki 2 bentuk model yaitu:

1. Respon kepada statemen linguistic.

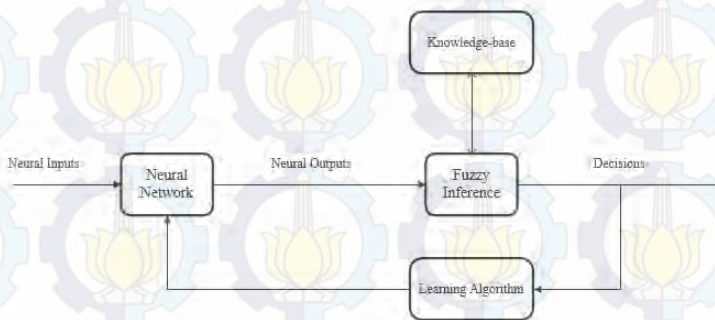
Blok *fuzzy interface* menetapkan *input vector* ke *multi-layer* jaringan saraf tiruan. Jaringan saraf tiruan bisa beradaptasi (melatih) untuk mendapatkan hasil *output* yang diinginkan. Struktur model *neuro-fuzzy* ini dapat dilihat pada Gambar 2.18 [3].



Gambar 2.18 Model Pertama Dari *Fuzzy Neural System*

2. *Multi-layer neural network* untuk menggerakkan mekanisme inferensi fuzzy.

Neural network digunakan untuk mengatur *membership function* dari sistem fuzzy yang digunakan untuk mengambil keputusan untuk mengontrol peralatan. Logika fuzzy bisa menerjemahkan suatu informasi secara langsung dengan label linguistik, biasanya membutuhkan banyak waktu untuk merancang dan mengatur *membership function* yang akan mendeskripsikan label linguistik. Teknik *learning* pada jaringan saraf tiruan dapat secara otomatis mengatur proses tersebut dan secara substansi mengurangi waktu ketika meningkatkan performansi. Struktur model *neuro-fuzzy* ini dapat dilihat pada Gambar 2.19 [3].



Gambar 2.19 *Multi-Layer Neural Network* untuk Menggerakkan Mekanisme Inferensi Fuzzy

BAB 3

PERANCANGAN SISTEM

Pada bab ini akan dibahas mengenai perancangan sistem mengenai pengaturan temperatur pada *heat exchanger* dengan menggunakan *Neuro-Fuzzy Generalized Predictive Control*. Langkah pertama adalah menggunakan parameter serta model matematika yang diambil dari *paper* berjudul “*Modeling of a Dynamic Countercurrent Tubular Heat Exchanger*”. Kedua adalah merancang kontroler *Neuro-Fuzzy* dan *Generalized Predictive Control* (GPC). Langkah terakhir adalah membuat simulasi pada MATLAB menggunakan fitur *simulink* dan selanjutnya akan dilakukan analisa dari hasil respon perancangan yang telah dibuat. Hasil simulasi dan analisa akan dibahas pada bab selanjutnya, sehingga nantinya dapat menghasilkan kesimpulan dari pengerjaan tugas akhir ini.

3.1 Perancangan dan Pemodelan *Heat Exchanger*

Pada tahapan ini adalah mengidentifikasi *plant* yang akan digunakan yaitu *heat exchanger* tipe *shell and tube*. Tipe ini yang paling banyak dikembangkan. Beberapa simulasi metode termal dan desain telah dihasilkan dan dapat berfungsi dengan baik. Pada penelitian ini pemodelan *plant* didapatkan dari *paper* yang berjudul “*Modeling of a Dynamic Countercurrent Tubular Heat Exchanger*” yang bertujuan untuk mengetahui model matematis dari proses *non linear* dari suatu sistem *heat exchanger*.

Pemodelan *heat exchanger* pada *shell* dibagi menjadi 5 bagian yang diperlihatkan pada Gambar 3.1. Pembagian ini berdasarkan dari ilustrasi level perpindahan panas setiap bagian.

Input	Ts1	Ts2	Ts3	Ts4	Ts5	Output
-------	-----	-----	-----	-----	-----	--------

Gambar 3.1 Ilustrasi Level Perpindahan Panas pada *Shell*

Fluida yang masuk pada Ts1 memiliki temperatur sama dengan temperatur *input*, selanjutnya fluida masuk ke Ts2 yang temperaturnya akan menjadi lebih panas dari bagian Ts1. Kenaikan temperatur akan terus bertambah sampai Ts5. Temperatur pada *shell* meningkat

dikarenakan *shell* menerima panas dari *steam* yang mengalir pada *tube* dengan temperatur yang lebih tinggi dari *shell*. Ilustrasi perpindahan panas pada *tube* dapat dilihat pada Gambar 3.2.



Gambar 3.2 Ilustrasi Level Perpindahan Panas pada *Tube*

Perpindahan panas pada *tube* berbeda dengan *shell*, *steam* (uap panas) pada bagian Tt1 sesuai dengan temperatur *input*. Kemudian, temperatur pada Tt2 akan berkurang dibandingkan dengan temperatur pada Tt1. Temperatur akan terus berkurang sampai Tt5 karena adanya pelepasan kalor dan *shell* Ts5 akan menerima kalor.

Heat exchanger jenis *shell and tube* memiliki karekteristik aliran yang berlawanan arah antara *shell* dan *tube* dan keluar pada sisi yang berlawanan. Ilustrasi arah aliran dari tipe *shell and tube* dapat dilihat pada Gambar 3.3.



Gambar 3.3 Ilustrasi Pergerakan Aliran dari *Heat Exchanger*

Heat exchanger yang akan dimodelkan memilik koefisien persamaan yang ditunjukkan pada Tabel 3.1 [1].

Tabel 3.1 Persamaan Koefisien *Heat Exchanger*

Konstanta	Nilai	Satuan	Keterangan
U	10,15	Kcal/(m ² .min.°C)	<i>Overall heat transfer</i>
D_{et}	0,02667	m	Diameter eksternal <i>tube</i>
D_{it}	0,02093	m	Diameter internal <i>tube</i>
D_{is}	0,03505	m	Diameter internal <i>shell</i>
L	9,04000	m	Total panjang pipa
P_s	1	kg/lt (70 °C)	Massa jenis <i>shell</i>
C_{ps}	1	kcal/kg-°C	Kapasitas kalor <i>shell</i>

Konstanta	Nilai	Satuan	Keterangan
P_t	1	kg/lt (20 °C)	Massa jenis <i>tube</i>
C_{pt}	1	Kcal/kg°C	Kapasitas kalor <i>tube</i>
ΔL	1,80800	m	Panjang masing-masing pipa
V_t	0,62174	m ³	Volume <i>tube</i>
V_s	0,73400	m ³	Volume <i>shell</i>
α_2	0,62174	-	Konstanta debit <i>shell</i>
β_2	0,73400	-	Konstanta debit <i>tube</i>

3.1.1 Model Dinamik Sistem

Persamaan perpindahan panas pada Bab 2 maka didapatkan nilai dari parameter *heat exchanger* sebagai berikut.

$$U * A = 10,15 * \left(3,14 * \left(\frac{D_{et}}{2} \right)^2 \right)^2$$

$$U * A = 10,15 * \left(3,14 * \left(\frac{0,02667}{2} \right)^2 \right)^2$$

$$= 0,017$$

Persamaan sebelumnya adalah mencari luas penampang (A) dari *tube* dan koefisien perpindahan kalor (U).

1. Zona 1

$$\frac{d\tau_{s1}}{dt} = \alpha_1(\tau_{s2} - \tau_{s1}) - \alpha_1(\tau_{s0} - \tau_{s1}) + \frac{Q_1}{0,734} \quad (3.1)$$

$$\frac{d\tau_{t1}}{dt} = \beta_1(\tau_{t0} - \tau_{t1}) - \beta_1(\tau_{t2} - \tau_{t1}) - \frac{Q_1}{0,6217} \quad (3.2)$$

$$Q_1 = 0,017(\tau_{t1} - \tau_{s1}) \quad (3.3)$$

2. Zona 2

$$\frac{d\tau_{s2}}{dt} = \alpha_1(\tau_{s3} - \tau_{s2}) - \alpha_1(\tau_{s2} - \tau_{s1}) + \frac{Q_2}{0,734} \quad (3.4)$$

$$\frac{d\tau_{t2}}{dt} = \beta_1(\tau_{t1} - \tau_{t2}) - \beta_1(\tau_{t3} - \tau_{t2}) - \frac{Q_2}{0,6217} \quad (3.5)$$

$$Q_2 = 0,017(\tau_{t2} - \tau_{s2}) \quad (3.6)$$

3. Zona 3

$$\frac{d\tau_{s3}}{dt} = \alpha_1(\tau_{s4} - \tau_{s3}) - \alpha_1(\tau_{s3} - \tau_{s2}) + \frac{Q_3}{0,734} \quad (3.7)$$

$$\frac{d\tau_{t2}}{dt} = \beta_1(\tau_{t2} - \tau_{t3}) - \beta_1(\tau_4 - \tau_{t3}) - \frac{Q_3}{0,6217} \quad (3.8)$$

$$Q_3 = 0,017(\tau_{t3} - \tau_{s3}) \quad (3.9)$$

4. Zona 4

$$\frac{d\tau_{s4}}{dt} = \alpha_1(\tau_{s5} - \tau_{s4}) - \alpha_1(\tau_{s4} - \tau_{s3}) + \frac{Q_4}{0,734} \quad (3.10)$$

$$\frac{d\tau_{t4}}{dt} = \beta_1(\tau_{t3} - \tau_{t4}) - \beta_1(\tau_5 - \tau_{t4}) - \frac{Q_4}{0,6217} \quad (3.11)$$

$$Q_4 = 0,017(\tau_{t4} - \tau_{s4}) \quad (3.12)$$

5. Zona 5

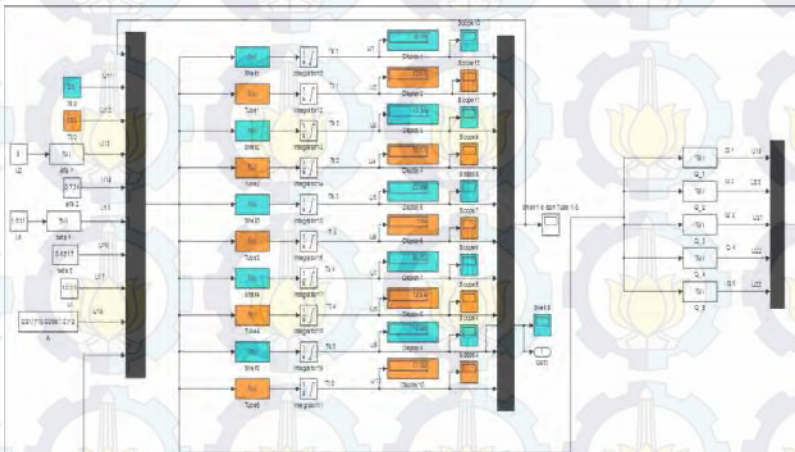
$$\frac{d\tau_{s5}}{dt} = \alpha_1(\tau_{s5} - \tau_{s5}) - \alpha_1(\tau_{s5} - \tau_{s4}) + \frac{Q_5}{0,734} \quad (3.13)$$

$$\frac{d\tau_{t5}}{dt} = \beta_1(\tau_{t4} - \tau_{t5}) - \beta_1(\tau_5 - \tau_{t5}) - \frac{Q_5}{0,6217} \quad (3.14)$$

$$Q_5 = 0,017(\tau_{t5} - \tau_{s5}) \quad (3.15)$$

Persamaan dari zona 1 sampai 5 merupakan persamaan dari pemodelan *plant*. Selanjutnya, melakukan identifikasi *plant* untuk mengetahui karakteristik dari *plant*. Proses identifikasi ini dapat dilakukan dengan mensimulasikan *plant* secara *open loop* menggunakan MATLAB.

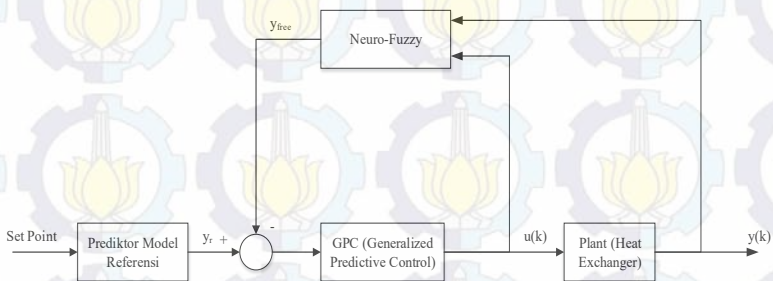
Simulasi dilakukan dengan memberikan nilai kecepatan aliran fluida dingin 5 m³/menit, dan kecepatan uap panas 1,011 m³/menit, temperatur fluida dingin 25°C, temperatur uap panas 300°C, dan durasi simulasi 100s, maka diperoleh respon *open loop* dari temperatur yang menunjukkan respon dapat mencapai kondisi *settling time* dengan selang waktu 20 detik seta mencapai kestabilannya pada nilai 70°C yang terlihat pada Gambar 3.4. Setelah mendapatkan hasil respon dari sistem *open loop* selanjutnya dirancang sistem *Generalized Predictive Control* dengan model berbasis *Neuro-Fuzzy* untuk meminimalkan waktu mencapai *settling time*.



Gambar 3.4 Tampilan Blok Diagram *Plant Heat Exchanger Non Linear* pada MATLAB

3.2 Desain Kontroler

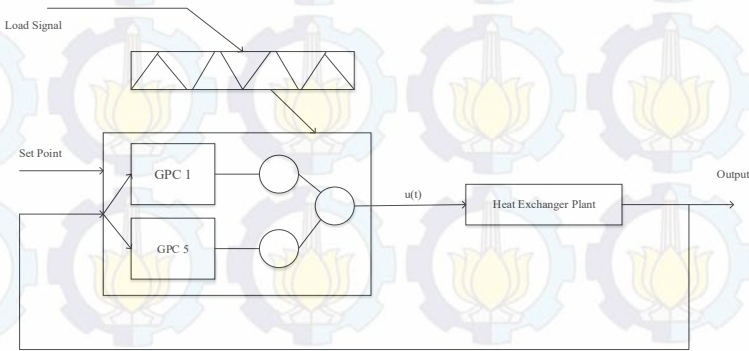
Desain kontroler dirancang sesuai dengan respon sistem yang diinginkan yaitu dapat beradaptasi dengan baik terhadap *input* dan beban yang berubah. Metode kontrol dengan *Generalized Predictive Control* dengan model berbasis *Neuro-Fuzzy* mampu memperoleh efek kontrol yang baik. Gambar 3.5 menunjukkan diagram blok kontroler yang digunakan dalam sistem *heat exchanger*.



Gambar 3.5 Diagram Blok Kontroler

3.3 *Neuro-Fuzzy Generalized Predictive Control*

Neuro-Fuzzy digunakan untuk mendapatkan suatu fungsi alih *plant* untuk digunakan pada GPC. Fungsi alih tersebut nantinya akan digunakan sebagai perhitungan pada GPC dengan beban yang berubah sehingga *heat exchanger* dapat bekerja dengan baik walaupun parameter beban berubah-ubah. Gambar 3.6 menunjukkan struktur *Neuro-Fuzzy* GPC[4].



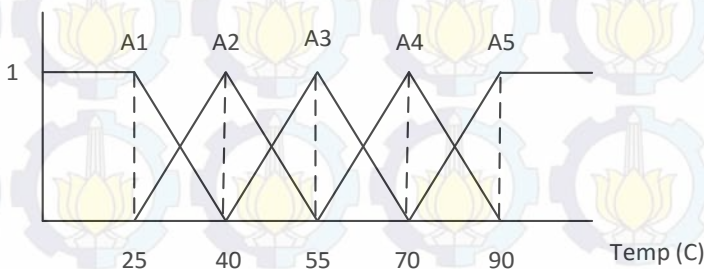
Gambar 3.6 Struktur *Neuro-Fuzzy* GPC

3.3.1 *Pemodelan Fuzzy*

Pemodelan *fuzzy* yang digunakan adalah model *fuzzy* Takagi Sugeno. Pada pemodelan *fuzzy* Takagi Sugeno, terdapat aturan *plant* dan aturan kontroler. Aturan *plant* berdasarkan model matematika dari *plant* yang akan digunakan menjadi aturan *if premise then consequences*. Area kerja yang digunakan merupakan variabel premis dalam aturan *plant*, sedangkan konsekuensinya adalah model *linear* yang didapatkan. Aturan *plant* i:

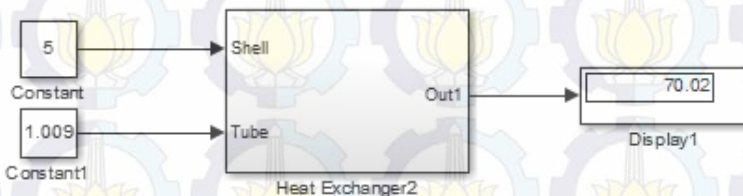
If x_1 is M_1 Then $y(k+1) = b_1 y(k) + b_2 y(k+1) + a_1 u(k) + a_2 u(k-1)$.

M_i adalah fungsi keanggotaan yang mempunyai pusat di area kerja I, dan bentuk fungsi keanggotaan yang digunakan adalah segitiga yang diperlihatkan pada Gambar 3.7.



Gambar 3.7 Fungsi Keanggotaan Aturan *Plant*

Dari data keanggotaan Gambar 3.7 maka dicari nilai $u(k)$ untuk representasi hasil debit pada *set point* fungsi keanggotaan dengan bantuan *simulink* pada Gambar 3.8.



Gambar 3.8 Tampilan *Block Diagram* Pengujian Nilai $U(K)$

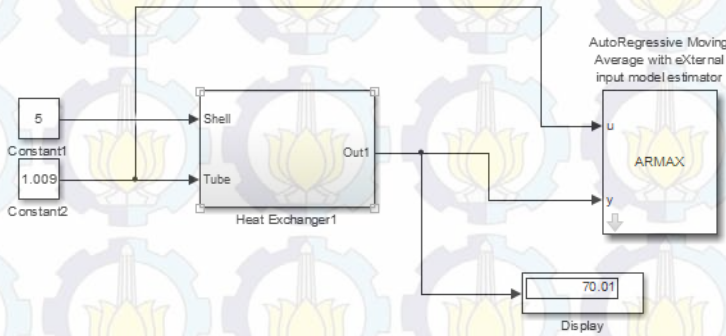
Berdasarkan pengujian menggunakan simulasi *plant* pada Gambar 3.8, maka didapatkan data mengenai *set point* temperatur fungsi keanggotaan yang disajikan pada Tabel 3.2.

Tabel 3.2 Pemodelan Temperatur Menggunakan ARMAX

No.	Temperatur (C)	Pemodelan
1	<i>Low</i> (25-40)	$G(z) = \frac{1,532z + 0,4786}{z^2 - 1,07z + 0,0788}$
2	<i>Med Low</i> (25-55)	$G(z) = \frac{1,6004z + 0,5367}{z^2 - 1,0367z + 0,053098}$
3	<i>Med</i> (40-70)	$G(z) = \frac{1,5388z + 0,48586}{z^2 - 1,008z + 0,031588}$

No.	Temperatur (C)	Pemodelan
4	<i>Med High</i> (55-90)	$G(z) = \frac{1,3978z + 0,4298}{z^2 - 0,98324z + 0,011126}$
5	<i>High</i> (70-90)	$G(z) = \frac{1,4127z + 0,28258}{z^2 - 0,99221z + 0,02}$

Dari *set point* temperatur daerah fungsi keanggotaan didapat hasil linearisasi dengan menggunakan MATLAB dengan pendekatan ARMAX orde 2 pada *simulink* yang dapat dilihat pada Gambar 3.9.



Gambar 3.9 Tampilan *Simulink* MATLAB Pendekatan ARMAX

Area kerja A1 pada fungsi keanggotaan yaitu antara 25°C sampai 40°C, dilakukan linearisasi menggunakan metode ARMAX orde 2 serta nilai aliran panas antara 0 sampai 0,291 m³/menit dengan sinyal masukan *random* maka didapat pemodelan yang diperlihatkan pada persamaan 3.16 dan 3.17.

$$G(z) = \frac{1,532z + 0,4786}{z^2 - 1,07z + 0,0788} \quad (3.16)$$

$$y(k + 1) = 1,07 y(k) - 0,0788 y(k - 1) + 1,532 u(k) + 0,4786 u(k - 1) \quad (3.17)$$

Area kerja A2 yaitu antara 25°C sampai 55°C, dilakukan linearisasi seperti halnya pada area kerja A1. Untuk nilai aliran panas pada area kerja A2 yaitu antara 0 sampai 0,625 m³/menit maka didapat pemodelan yang diperlihatkan pada persamaan 3.18 dan 3.19.

$$G(z) = \frac{1,6004z+0,5367}{z^2-1,0367z+0,053098} \quad (3.18)$$

$$y(k+1) = 1,0367 y(k) - 0,053098 y(k-1) + 1,6004 u(k) + 0,5367 u(k-1) \quad (3.19)$$

Area kerja A3 yaitu antara 40°C sampai 70°C, dilakukan linearisasi seperti halnya pada area kerja A1 dan A2. Untuk nilai aliran panas pada area kerja A3 yaitu antara 0,291 m³/menit sampai 1,009 m³/menit maka didapat pemodelan yang diperlihatkan pada persamaan 3.20 dan 3.21.

$$G(z) = \frac{1,5388z+0,48586}{z^2-1,008z+0,031588} \quad (3.20)$$

$$y(k+1) = 1,008 y(k) - 0,031588 y(k-1) + 1,5388 u(k) + 0,48586 u(k-1) \quad (3.21)$$

Area kerja A4 yaitu antara 55°C sampai 90°C, dilakukan linearisasi seperti halnya pada area kerja yang lain. Untuk nilai aliran panas pada area kerja A4 yaitu antara 0,625 m³/menit sampai 1,626 m³/menit maka didapat pemodelan yang diperlihatkan pada persamaan 3.22 dan 3.23.

$$G(z) = \frac{1,3978z+0,4298}{z^2-0,98324z+0,011126} \quad (3.22)$$

$$y(k+1) = 0,98324 y(k) - 0,011126 y(k-1) + 1,3978 u(k) + 0,4298 u(k-1) \quad (3.23)$$

Untuk area kerja yang terakhir yaitu A5, temperatur antara 70°C sampai 90°C, dilakukan linearisasi seperti halnya pada area kerja yang lain. Untuk nilai aliran panas pada area kerja A5 yaitu antara 1,009 m³/menit sampai 1,626 m³/menit maka didapat pemodelan yang diperlihatkan pada persamaan 3.24 dan 3.25.

$$G(z) = \frac{1,4127z + 0,28258}{z^2 - 0,99221z + 0,02} \quad (3.24)$$

$$y(k+1) = 0,99221 y(k) - 0,02 y(k-1) + 1,4127 u(k) + 0,28258 u(k-1) \quad (3.25)$$

Representasi fungsi keanggotaan dari pemodelan beban pada plant maka digunakan model 5 rule sebagai berikut,

Model Rule 1 : **IF** beban **is** A_1 **Then** $y(k+1) = b_{11} y(k) + b_{21} y(k-1) + a_{11} u(k) + a_{21} y(k)$

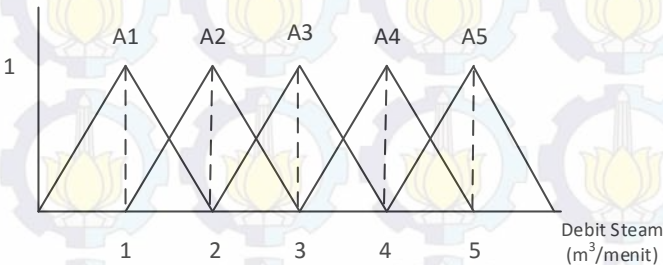
Model Rule 2 : **IF** beban **is** A_2 **Then** $y(k+1) = b_{12} y(k) + b_{22} y(k-1) + a_{12} u(k) + a_{22} y(k)$

Model Rule 3 : **IF** beban **is** A_3 **Then** $y(k+1) = b_{13} y(k) + b_{23} y(k-1) + a_{13} u(k) + a_{23} y(k)$

Model Rule 4 : **IF** beban **is** A_4 **Then** $y(k+1) = b_{14} y(k) + b_{24} y(k-1) + a_{14} u(k) + a_{24} y(k)$

Model Rule 5 : **IF** beban **is** A_5 **Then** $y(k+1) = b_{15} y(k) + b_{25} y(k-1) + a_{15} u(k) + a_{25} y(k)$

Untuk fungsi keanggotaan untuk beban yang berubah-ubah hampir sama dengan temperatur. Bentuk fungsi keanggotaanya ditunjukkan oleh Gambar 3.10.



Gambar 3.10 Fungsi Keanggotaan Aturan Plant

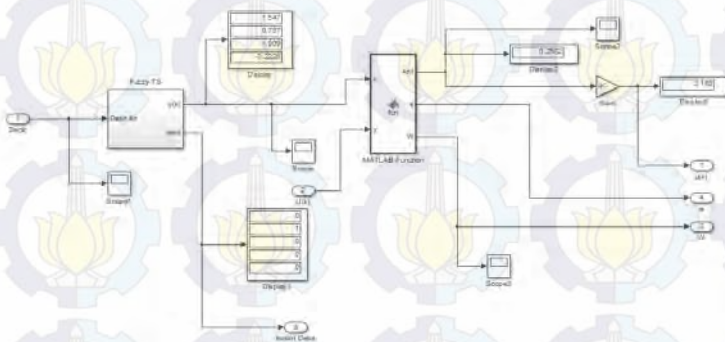
Setelah dilakukan pengujian maka didapatkan pemodelan dari masing-masing fungsi keanggotaan yang diperlihatkan pada Tabel 3.3.

Tabel 3.3 Nilai $u(k)$ Terhadap *Output Plant*

No.	Beban (m ³ /menit)	Pemodelan
1	<i>Low</i> (0-2)	$G(z) = \frac{1,5453z + 0,76842}{z^2 - 1,0453z + 0,051852}$
2	<i>Med Low</i> (1-3)	$G(z) = \frac{1,5466z + 0,78695}{z^2 - 1,009z + 0,22277}$
3	<i>Med</i> (2-4)	$G(z) = \frac{1,527z + 0,7537}{z^2 - 0,981z + 0,000799}$
4	<i>Med High</i> (3-5)	$G(z) = \frac{0,7419z + 0,7417}{z^2 - 1,291z + 0,3083}$
5	<i>High</i> (4-6)	$G(z) = \frac{0,7541z + 0,7544}{z^2 - 1,273z + 0,2947}$

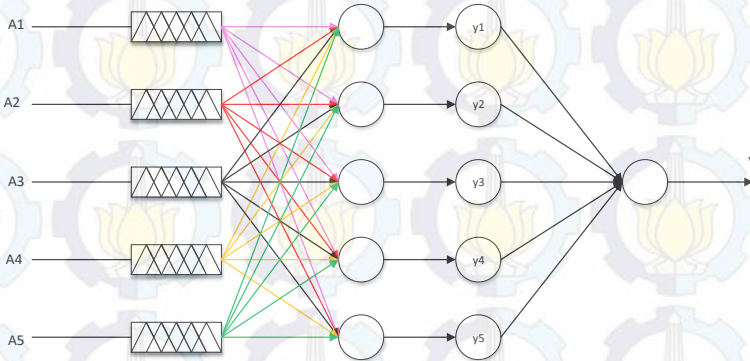
3.3.2 Jaringan Saraf Tiruan (*Neural Network*)

Jaringan saraf tiruan digunakan untuk mengatur selisih antara sinyal kontrol yang dikeluarkan oleh GPC dengan sinyal kontrol *neural network*. Jika masih terjadi selisih antara nilai sinyal kontrol maka *neural network* akan merevisi bobot dan mengubah nilai sinyal kontrol hingga mencapai selisih yang minimum antara *neural network* dan GPC. Gambar 3.11 menunjukkan simulasi *neural network* pada MATLAB.



Gambar 3.11 *Neural Network* pada MATLAB

Setelah mendapatkan fungsi keanggotaan dari setiap perubahan beban, selanjutnya adalah merancang *neural network* yang digabungkan dengan *fuzzy*. Rancangan *Neuro-Fuzzy* dapat dilihat pada Gambar 3.12.



Gambar 3.12 Struktur dari *Neuro-Fuzzy*

Algoritma pemrograman untuk identifikasi menggunakan Jaringan Saraf Tiruan ini adalah sebagai berikut [5].

Rumus perhitungan *forward*

$$Z = \sum_{i=1}^4 W_i \times A_i$$

Output Neuron

$$y_{nf} = \frac{Z}{\sum_{i=1}^4 A_i}$$

Error model

$$e_y = y - y_{nf}$$

Revisi Bobot

$$W_i^b = W_i^l + \alpha \times e_y \times \lambda \times X_i$$

3.3.3 Perancangan *Generalized Predictive Control*

Pada penelitian ini, *Generalized Predictive Control* (GPC) digunakan untuk mengatur *heat exchanger*. Pengaturan temperatur pada *heat exchanger* bertujuan untuk membantu memperbaiki *delay time*.

Langkah awal untuk merancang kontrol GPC adalah mendapatkan model matematika dari *heat exchanger* yang sesuai dengan pemodelan untuk GPC. Pemodelan didapatkan dengan menggunakan pendekatan ARMAX (*Autoregressive–Moving-Average Model with Exogenous*). Bentuk ARMAX didapatkan melalui simulink MATLAB. Orde sistem 2, orde *input* 2, *time sampling* sebesar 0,1 dan dijalankan selama 100s maka didapatkan pemodelan ARMAX. Setelah model ARMAX didapatkan, selanjutnya menentukan jumlah prediksi yang akan dibuat. Berdasarkan model referensi sebelumnya, diharapkan respon lebih cepat sehingga prediksi yang digunakan adalah prediksi 4 langkah kedepan.

$$G(z) = \frac{1,532z + 0,4786}{z^2 - 1,07z + 0,0788}$$

$$A(q^{-1}) = a_1q^{-1} + a_2q^{-2} = 1,532q^{-1} + 0,4786q^{-2}$$

$$B(q^{-1}) = 1 - b_1q^{-1} + b_2q^{-2} = 1 - 1,07q^{-1} + 0,0788q^{-2}$$

$$y(k) = b_1y(k-1) + b_2y(k-2) + a_1u(k-1) + a_2u(k-2)$$

$$y(k+1) = b_1y(k) + b_2y(k-1) + a_1u(k) + a_2u(k-1)$$

$$y(k+2) = (b_1^2 + b_2)y(k) + b_1b_2y(k-1) + a_1u(k+1) + (b_1a_1 + a_2)u(k) + b_1a_2u(k-1)$$

$$y(k+3) = (b_1^3 + 2b_1b_2)y(k) + (b_1^2b_2 + b_2^2)y(k-1) + a_1u(k+2) + (b_1a_1 + a_2)u(k+1) + (b_1^2a_1 + b_2a_1 + b_1a_2)u(k) + (b_1^2b_2 + b_2^2)u(k-1)$$

Dari persamaan diatas, maka dapat dibentuk matriks sebagai berikut.

$$\hat{y} = \hat{y}_{force} + \hat{y}_{free}$$

$$\begin{bmatrix} \hat{y}(k+1) \\ \hat{y}(k+2) \\ \hat{y}(k+3) \end{bmatrix} = H \begin{bmatrix} u(k) \\ u(k+1) \\ u(k+2) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \hat{y}_{free}(k+1) \\ \hat{y}_{free}(k+2) \\ \hat{y}_{free}(k+3) \end{bmatrix}$$

$$= \begin{bmatrix} h_1 & 0 & 0 \\ h_2 & h_1 & 0 \\ h_3 & h_2 & h_1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u(k) \\ u(k+1) \\ u(k+2) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \hat{y}_{free}(k+1) \\ \hat{y}_{free}(k+2) \\ \hat{y}_{free}(k+3) \end{bmatrix}$$

Di mana

$$\begin{bmatrix} h_1 & 0 & 0 \\ h_2 & h_1 & 0 \\ h_3 & h_2 & h_1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_1 & 0 & 0 \\ b_1 a_1 + a_2 & a_1 & 0 \\ b_1^2 a_1 + b_2 a_1 + b_1 a_2 & b_1 a_1 + a_2 & a_1 \end{bmatrix}$$

$$\begin{bmatrix} \hat{y}_{free}(k+1) \\ \hat{y}_{free}(k+2) \\ \hat{y}_{free}(k+3) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} b_1 & b_2 & a_2 \\ b_1^2 + b_2 & b_1 b_2 & b_1 a_2 \\ b_1^3 + 2b_1 b_1 & b_1^2 b_2 + b_2^2 & b_1^2 b_2 + b_2^2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} y(k) \\ y(k-1) \\ u(k-1) \end{bmatrix}$$

Sinyal control didapatkan dengan

$$u(k) = [1 \quad 0 \quad 0][H^T H + \lambda_u I]^{-1} H^T (y_r - \hat{y}_{free})$$

Dengan $y_r = \begin{bmatrix} y_{r+1} \\ y_{r+2} \\ y_{r+3} \end{bmatrix}$

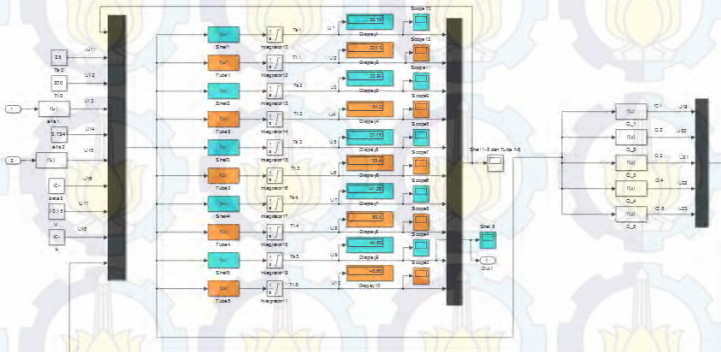
BAB 4

PENGUJIAN DAN ANALISA DATA

Perancangan sistem yang telah dilakukan pada Bab 3, maka langkah selanjutnya adalah melakukan pengujian terhadap sistem perancangan dan *plant* dengan cara mengintegrasikan sistem. Pengujian dilakukan dengan menggunakan simulasi di MATLAB. Hasil dari simulasi kemudian di analisa dan apakah kontroler mampu mengikuti perubahan *plant* serta membandingkan terhadap model referensi yang diinginkan.

4.1 Simulasi *Plant*

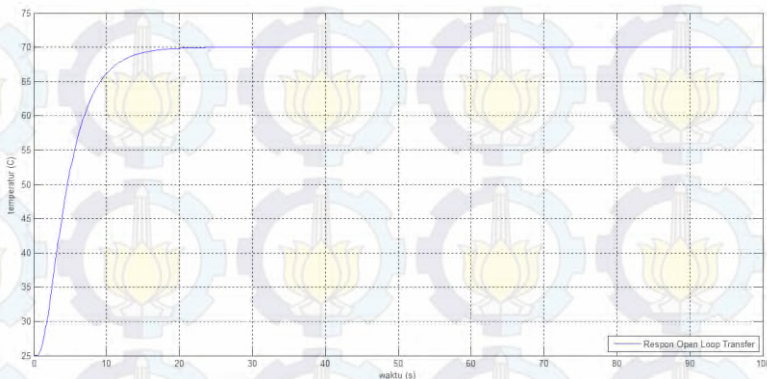
Pada Bab 2 dan Bab 3 telah dibahas mengenai model matematika dan perancangan sistem. Selanjutnya tahap pengujian dilakukan terhadap rancangan *plant* dari model matematika untuk mengetahui respon dari *plant*. Respon akan dianalisa untuk mendapatkan data dalam merancang kontroler *Neuro-Fuzzy GPC* pada *plant heat exchanger*. Hal ini dilakukan agar respon sesuai dengan yang diinginkan. Gambar 4.1 adalah pengujian dari *plant* menggunakan model *open loop*.



Gambar 4.1 Diagram *Plant Non Linear Open Loop*

Sistem *open loop* digunakan untuk mengetahui sistem berdasarkan domain waktu dengan menggunakan *simulink* MATLAB. *Input* yang

dimasukkan berupa *flow* fluida dingin dan *flow* uap (*steam*). *Input* yang diubah-ubah adalah *flow* uap yang nantinya akan diatur agar keluaran dari *flow* dingin dapat diubah sesuai yang diinginkan. Pada penelitian ini yang ingin dikontrol adalah *output* pada *shell* maka yang dilihat responnya hanya *output* pada *shell* yang ke -5 dan *output* fluida pada *shell* ke-5 akan lebih panas dari *input* fluida pada *shell*-1. Respon dari *plant* dapat dilihat pada Gambar 4.2.



Gambar 4.2 Respon *Open Loop* Transfer

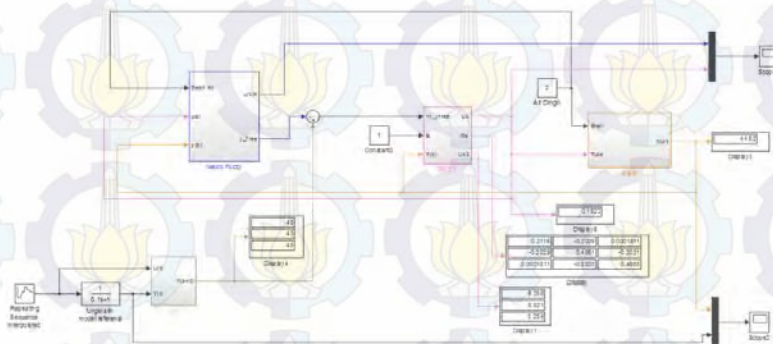
Pada Gambar 4.2 dengan sinyal masukan berupa sinyal *step*, aliran fluida diberi nilai kecepatan aliran sebesar 5 m³/menit dan kecepatan fluida *steam* 1,009 m³/menit, dan temperatur fluida dingin mula-mula sebesar 25°C, temperatur mula-mula untuk *steam* adalah 300°C dan durasi simulasi 100s. Dari hasil simulasi didapat temperatur mencapai kestabilan hingga 70°C dan *settling time* yang ditunjukkan sebesar 25s dan delay time sebesar 0,2s.

Hasil proses simulasi dari respon *open loop* didapatkan *flow* untuk fluida dingin dibuat berubah dan fluida *steam* merupakan fluida yang dikontrol. Pengaturan inilah yang kemudian menjadi dasar untuk menjaga respon dari sistem *heat exchanger* apabila *input* temperatur bervariasi dan adanya perubahan beban. Untuk itu sistem *plant* pada *heat exchanger* perlu ditambahkan kontroler yang dapat beradaptasi dengan perubahan beban dan *set point* sehingga *output* yang diharapkan dari *heat exchanger*

sesuai dengan kriteria. Hal ini bertujuan untuk membantu proses penelitian selanjutnya.

4.2 Simulasi *Plant Heat Exchanger* Menggunakan Kontroler

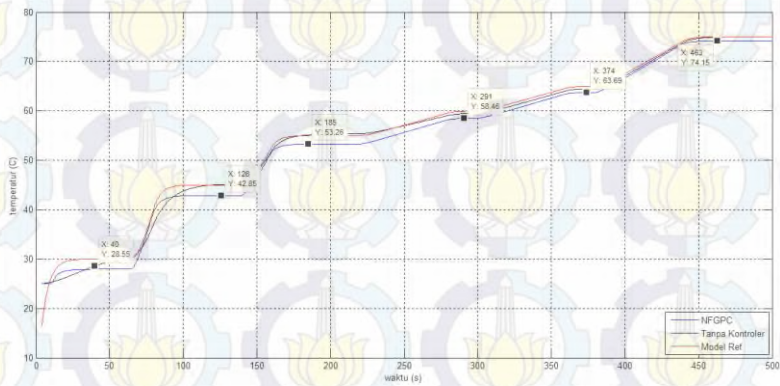
Uji coba dengan parameter-parameter yang berbeda dilakukan untuk mengetahui kinerja dari pengendali GPC dengan pemodelan menggunakan *Neuro-Fuzzy*. Pengujian dilakukan dengan memberikan sinyal acuan yang berubah di setiap waktu pencuplikan tertentu. Pengujian ini bertujuan untuk mengetahui apakah respon *plant* dapat mengikuti sinyal acuan. Diagram simulasi *plant Heat Exchanger* menggunakan kontroler *Generalized Predictive Control* (GPC) yang menggunakan model berbasis *Neuro-Fuzzy* yang ditunjukkan pada Gambar 4.3.



Gambar 4.3 Desain Simulasi *Plant Heat Exchanger* dengan Kontroler NFGPC

4.2.1 Kontroler Dengan Beban Flow Steam 2 m³/menit

Untuk mengetahui apakah kontroler dapat bekerja dengan baik maka parameter-parameter diubah. Pada simulasi ini GPC menggunakan prediksi 1 langkah kedepan. Beban aliran fluida dingin sebesar 2 m³/menit. Simulasi dilakukan selama 500s dengan *set point* yang diberikan berubah-ubah. Hasil respon dapat dilihat pada Gambar 4.4.



Gambar 4.4 Hasil Respon Kontroler *Neuro-Fuzzy GPC* dengan Prediksi 1 Langkah Kedepan

Dari hasil simulasi yang ditunjukkan oleh Gambar 4.4 warna merah merupakan *set point* dari keluaran yang diinginkan, warna biru merupakan keluaran dari respon *plant* dengan kontroler dan warna hitam adalah respon *plant* tanpa kontroler. Untuk lebih jelasnya dapat dilihat pada Tabel 4.1

Tabel 4.1 Respon dengan Beban 2 m³/menit pada Prediksi 1 Langkah Kedepan

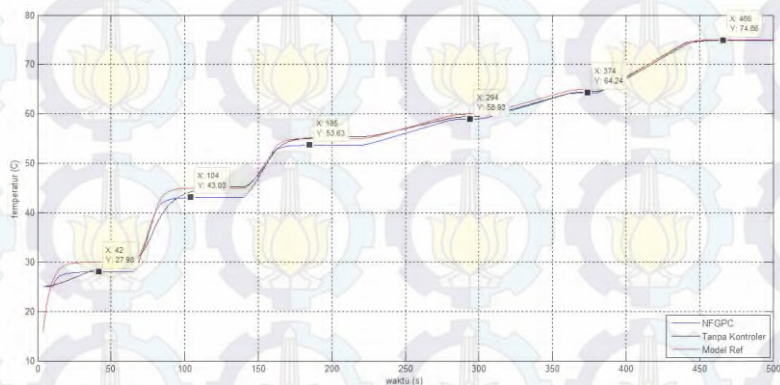
<i>Set point</i> (°C)	Sinyal <i>Neuro-Fuzzy GPC</i>		<i>Output</i> Tanpa Kontroler
	<i>Settling Time</i>	<i>Error</i>	<i>Settling Time</i>
30°C	40 detik	6,9%	58 detik
45°C	61 detik	4,7%	67 detik
55°C	45 detik	3,14%	65 detik
60°C	71 detik	2,55%	72 detik
65°C	74 detik	2%	76 detik
75°C	83 detik	1,13%	87 detik

Dari Tabel 4.1 menunjukan untuk mencapai keadaan *settling time* pada *set point* 30°C selama 40 detik dengan kesalahan sekitar 6,9%, saat *set point* 45°C keadaan *settling time* pada saat 61 detik dengan *error* sebesar 4,7%, *set point* berada pada 55°C waktu yang didapat saat *settling*

time yaitu 45 detik dengan *error* sebesar 3,14%, *set point* pada 60°C keadaan pada saat *settling time* yaitu selama 71 detik dengan *error* 2,55%, *set point* pada 65°C keadaan untuk *settling time* saat 74 detik dengan *error* 2%, dan saat *set point* pada 75°C keadaan untuk *settling time* saat 83 detik dengan *error* 1,13%.

Pada hasil simulasi dengan prediksi 1 langkah kedepan didapat bahwa keluaran *plant* dengan kontroler lebih cepat dibandingkan yang tanpa kontroler untuk menuju *settling time* dan kontroler memiliki *delay time* yang lebih baik walaupun masih terdapat *error* yang cukup besar antara keluaran dengan *set point*.

Simulasi selanjutnya dilakukan dengan menggunakan GPC prediksi 2 langkah kedepan dan masih pada beban yang sama. Hasil simulasi diperlihatkan pada Gambar 4.5.



Gambar 4.5 Hasil Respon Kontroler *Neuro-Fuzzy* GPC dengan Prediksi 2 Langkah Kedepan

Dari hasil simulasi yang ditunjukkan oleh Gambar 4.5 warna merah merupakan *set point* dari keluaran yang diinginkan, warna biru merupakan keluaran dari respon *plant* dengan kontroler dan warna hitam adalah respon *plant* tanpa kontroler. Untuk lebih jelasnya dapat dilihat pada Tabel 4.2

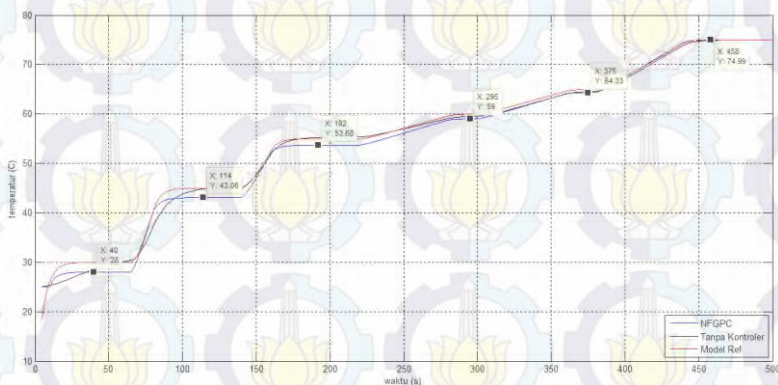
Tabel 4.2 Respon dengan Beban 2 m³/menit pada Prediksi 2 Langkah Kedepan

<i>Set point</i> (°C)	Sinyal <i>Neuro-Fuzzy</i> GPC		<i>Output</i> Tanpa Kontroler
	<i>Settling Time</i>	<i>Error</i>	<i>Settling Time</i>
30°C	42 detik	6,7%	58 detik
45°C	39 detik	4,3%	67 detik
55°C	45 detik	2,5%	65 detik
60°C	74 detik	1,7%	72 detik
65°C	74 detik	1,2%	76 detik
75°C	86 detik	0,2%	87 detik

Dari Tabel 4.2 menunjukan untuk mencapai keadaan *settling time* pada *set point* 30°C yaitu selama 42 detik dengan kesalahan sekitar 6,7%, saat *set point* 45°C keadaan *settling time* pada saat 39 detik dengan *error* sebesar 4,3%, *set point* berada pada 55°C waktu yang didapat saat *settling time* yaitu 45 detik dengan *error* sebesar 2,5%, *set point* pada 60°C keadaan pada saat *settling time* yaitu selama 74 detik dengan *error* 1,7%, *set point* pada 65°C keadaan untuk *settling time* saat 74 detik dengan *error* 1,2%, dan saat *set point* pada 75°C keadaan untuk *settling time* saat 86 detik dengan *error* 0,2%.

Pada hasil simulasi dengan prediksi 2 langkah kedepan didapat bahwa keluaran *plant* dengan kontroler lebih cepat dibandingkan yang tanpa kontroler untuk menuju *settling time* dan kontroler memiliki *delay time* yang lebih baik. Pada prediksi 2 langkah kedepan masih terdapat *error* tetapi lebih kecil dibandingkan prediksi 1 langkah kedepan.

Simulasi selanjutnya dilakukan dengan menggunakan GPC prediksi 3 langkah kedepan dan masih pada beban yang sama. Hasil simulasi diperlihatkan pada Gambar 4.6.



Gambar 4.6 Hasil Respon Kontroler *Neuro-Fuzzy GPC* dengan Prediksi 3 Langkah Kedepan

Dari hasil simulasi yang ditunjukkan oleh Gambar 4.6 warna merah merupakan *set point* dari keluaran yang diinginkan, warna biru merupakan keluaran dari respon *plant* dengan kontroler dan warna hitam adalah respon *plant* tanpa kontroler. Untuk lebih jelasnya dapat dilihat pada Tabel 4.3.

Tabel 4.3 Respon dengan Beban 2 m³/menit pada Prediksi 3 Langkah Kedepan

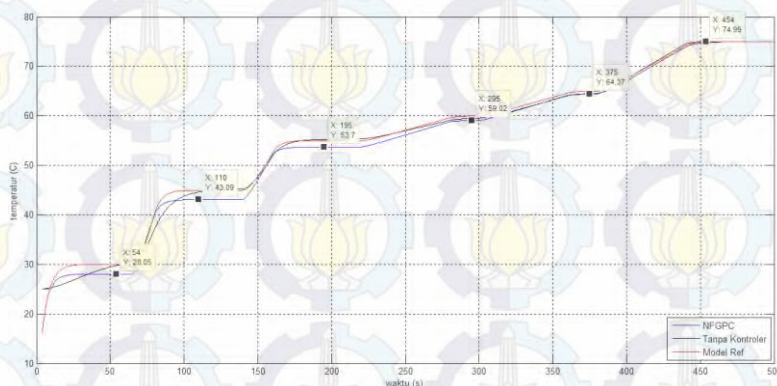
<i>Set point</i> (°C)	Sinyal <i>Neuro-Fuzzy GPC</i>		Output Tanpa Kontroler
	<i>Settling Time</i>	<i>Error</i>	<i>Settling Time</i>
30°C	40 detik	6,6%	58 detik
45°C	49 detik	4,2%	67 detik
55°C	52 detik	2,4%	65 detik
60°C	75 detik	1,6%	72 detik
65°C	75 detik	1,03%	76 detik
75°C	78 detik	0%	87 detik

Dari Tabel 4.3 menunjukkan untuk mencapai keadaan *settling time* pada *set point* 30°C saat 40 detik dengan kesalahan sekitar 6,6%, saat *set point* 45°C keadaan *settling time* pada saat 49 detik dengan error sebesar 4,2%, *set point* berada pada 55°C waktu yang didapat saat *settling time*

yaitu 52 detik dengan *error* sebesar 2,4%, *set point* pada 60°C keadaan pada saat *settling time* yaitu selama 75 detik dengan *error* 1,6%, *set point* pada 65°C keadaan untuk *settling time* saat 75 detik dengan *error* 1,03%, dan saat *set point* pada 75°C keadaan untuk *settling time* saat 78 detik dengan *error* 0%.

Pada hasil simulasi dengan prediksi 3 langkah kedepan didapat bahwa keluaran *plant* dengan kontroler lebih cepat dibandingkan yang tanpa kontroler untuk menuju *settling time* dan kontroler memiliki *delay time* yang lebih baik. Pada prediksi 3 langkah kedepan masih terdapat *error* tetapi lebih kecil dibandingkan prediksi 1 dan 2 langkah kedepan.

Simulasi selanjutnya dilakukan dengan menggunakan GPC prediksi 4 langkah kedepan dan masih pada beban yang sama. Hasil simulasi diperlihatkan pada Gambar 4.7.



Gambar 4.7 Hasil Respon Kontroler *Neuro-Fuzzy* GPC dengan Prediksi 4 Langkah Kedepan

Dari hasil simulasi yang ditunjukkan oleh Gambar 4.7 warna merah merupakan *set point* dari keluaran yang diinginkan, warna biru merupakan keluaran dari respon *plant* dengan kontroler dan warna hitam adalah respon *plant* tanpa kontroler. Untuk lebih jelasnya dapat dilihat pada Tabel 4.4.

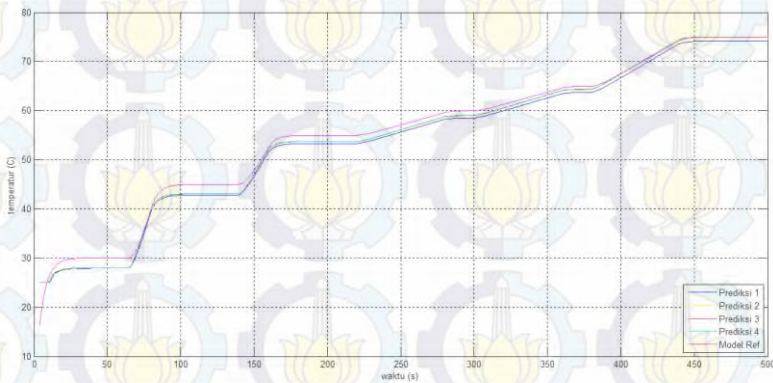
Tabel 4.4 Respon dengan Beban 2 m³/menit pada Prediksi 4 Langkah Kedepan

<i>Set point</i> (°C)	Sinyal <i>Neuro-Fuzzy</i> GPC		<i>Output</i> Tanpa Kontroler
	<i>Settling Time</i>	<i>Error</i>	<i>Settling Time</i>
30°C	54 detik	6,5%	58 detik
45°C	45 detik	4,2%	67 detik
55°C	55 detik	2,36%	65 detik
60°C	73 detik	1,6%	72 detik
65°C	75 detik	0,97%	76 detik
75°C	74 detik	0%	87 detik

Dari Tabel 4.4 menunjukkan untuk mencapai keadaan *settling time* pada *set point* 30°C saat 54 detik dengan kesalahan sekitar 6,5%, saat *set point* 45°C keadaan *settling time* pada saat 45 detik dengan *error* sebesar 4,2%, *set point* berada pada 55°C waktu yang didapat saat *settling time* yaitu 55 detik dengan *error* sebesar 2,36%, *set point* pada 60°C keadaan pada saat *settling time* yaitu selama 73 detik dengan *error* 1,6%, *set point* pada 65°C keadaan untuk *settling time* saat 75 detik dengan *error* 0,97%, dan saat *set point* pada 75°C keadaan untuk *settling time* saat 74 detik dengan *error* 0%.

Pada hasil simulasi dengan prediksi 4 langkah kedepan didapat bahwa keluaran *plant* dengan kontroler lebih cepat dibandingkan yang tanpa kontroler untuk menuju *settling time* dan kontroler memiliki *delay time* yang lebih baik. Pada prediksi 4 langkah kedepan masih terdapat *error* tetapi lebih kecil dibandingkan prediksi 1, 2 dan 3 langkah kedepan.

Perbedaan setiap *output* dari *plant* dengan kontroler diperlihatkan pada Gambar 4.8.

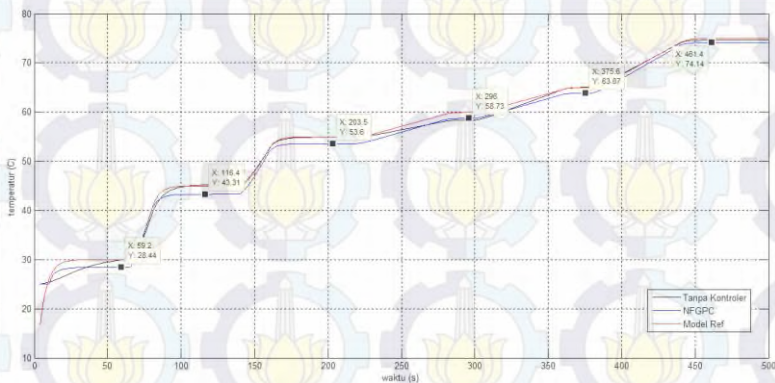


Gambar 4.8 Hasil Respon Kontroler *Neuro-Fuzzy GPC* pada Setiap Prediksi 1 s/d 4 Langkah Kedepan Terhadap Model Referensi

Pada hasil simulasi diatas didapat bahwa sistem dapat bekerja sesuai dengan beban yang diinginkan dan dapat mengikuti *set point* yang diberikan. Kontroler NFGPC yang paling baik digunakan adalah prediksi dengan 4 langkah kedepan karena memiliki *error* terkecil.

4.2.2 Kontroler Dengan Beban Flow Steam 3 m³/menit

Percobaan selanjutnya adalah dengan mengganti beban *pada heat exchanger* dengan *set point* yang berubah-ubah dan prediksi 1 sampai dengan 4 langkah kedepan dari GPC. Hasil respon dapat dilihat pada Gambar 4.9.



Gambar 4.9 Hasil Respon Kontroler *Neuro-Fuzzy GPC* dengan Prediksi 1 Langkah Kedepan

Dari hasil simulasi yang ditunjukkan oleh Gambar 4.9 warna merah merupakan *set point* dari keluaran yang diinginkan, warna biru merupakan keluaran dari respon *plant* dengan kontroler dan warna hitam adalah respon *plant* tanpa kontroler. Untuk lebih jelasnya dapat dilihat pada Tabel 4.5.

Tabel 4.5 Respon dengan Beban 3 m³/menit pada Prediksi 1 Langkah Kedepan

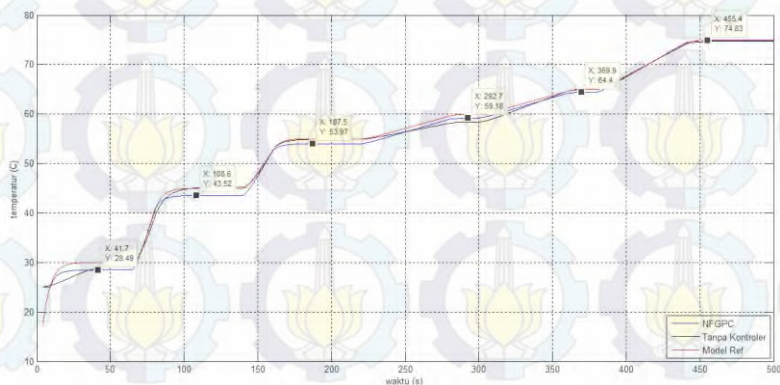
<i>Set point</i> (°C)	Sinyal <i>Neuro-Fuzzy GPC</i>		Output Tanpa Kontroler
	<i>Settling Time</i>	<i>Error</i>	<i>Settling Time</i>
30°C	46 detik	5,2%	58 detik
45°C	51 detik	3,75%	67 detik
55°C	63 detik	2,54%	65 detik
60°C	76 detik	2,1%	72 detik
65°C	75 detik	1,74%	76 detik
75°C	74 detik	1,15%	87 detik

Dari Tabel 4.5 menunjukan untuk mencapai keadaan *settling time* pada *set point* 30°C saat 46 detik dengan kesalahan sekitar 5,2%, saat *set point* 45°C keadaan *settling time* pada saat 51 detik dengan *error* sebesar 3,75%, *set point* berada pada 55°C waktu yang didapat saat *settling time*

yaitu 63 detik dengan *error* sebesar 2,54%, *set point* pada 60°C keadaan pada saat *settling time* yaitu selama 76 detik dengan *error* 2,1%, *set point* pada 65°C keadaan untuk *settling time* saat 75 detik dengan *error* 1,74%, dan saat *set point* pada 75°C keadaan *settling time* saat 74 detik dengan *error* 1,15%.

Seperti pada beban 2 m³/menit, prediksi 1 langkah kedepan memiliki *output* yang lebih baik dibanding dengan *plant* tanpa kontroler. *Plant* tanpa kontroler mencapai keadaan *settling time* lebih lambat dibandingkan *plant* menggunakan kontroler dan *plant* dengan kontroler memiliki *delay time* yang lebih baik, walaupun pada *plant* dengan kontroler memiliki *error*. *Plant* dengan kontroler dapat mengikuti *set point* walaupun dengan beban yang berubah artinya *neuro-fuzzy* bekerja dengan baik.

Simulasi selanjutnya dilakukan dengan menggunakan GPC prediksi 2 langkah kedepan dan masih pada beban yang sama. Hasil simulasi diperlihatkan pada Gambar 4.10.



Gambar 4.10 Hasil Respon Kontroler *Neuro-Fuzzy* GPC dengan Prediksi 2 Langkah Kedepan

Dari hasil simulasi yang ditunjukkan oleh Gambar 4.10 warna merah merupakan *set point* dari keluaran yang diinginkan, warna biru merupakan keluaran dari respon *plant* dengan kontroler dan warna hitam

adalah respon *plant* tanpa kontroler. Untuk lebih jelasnya dapat dilihat pada Tabel 4.6.

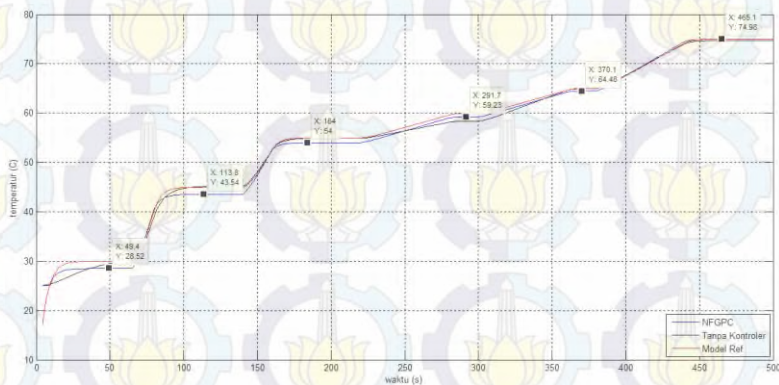
Tabel 4.6 Respon dengan Beban 3 m³/menit pada Prediksi 2 Langkah Kedepan

<i>Set point</i> (°C)	Sinyal <i>Neuro-Fuzzy</i> GPC		<i>Output</i> Tanpa Kontroler
	<i>Settling Time</i>	<i>Error</i>	<i>Settling Time</i>
30°C	42 detik	5%	58 detik
45°C	43 detik	3,3%	67 detik
55°C	47 detik	1,9%	65 detik
60°C	73 detik	1,4%	72 detik
65°C	70 detik	0,92%	76 detik
75°C	75 detik	0,23%	87 detik

Dari Tabel 4.6 menunjukkan untuk mencapai keadaan *settling time* pada *set point* 30°C saat 42 detik dengan kesalahan sekitar 5%, saat *set point* 45°C keadaan *settling time* pada saat 43 detik dengan *error* sebesar 3,3%, *set point* berada pada 55°C waktu yang didapat saat *settling time* yaitu 47 detik dengan *error* sebesar 1,9%, *set point* pada 60°C keadaan pada saat *settling time* yaitu selama 73 detik dengan *error* 1,4%, *set point* pada 65°C keadaan untuk *settling time* saat 70 detik dengan *error* 0,92%, dan saat *set point* pada 75°C keadaan untuk *settling time* saat 75 detik dengan *error* 0,23%.

Prediksi 2 langkah kedepan memiliki *output* yang lebih baik dibanding dengan *plant* tanpa kontroler. *Plant* tanpa kontroler mencapai keadaan *settling time* lebih lambat dibandingkan *plant* menggunakan kontroler dan *plant* dengan kontroler memiliki *delay time* yang lebih baik, walaupun pada *plant* dengan kontroler memiliki *error*. *Error* pada prediksi 2 langkah kedepan lebih kecil dibandingkan dengan *error* pada prediksi 1 langkah kedepan.

Simulasi selanjutnya dilakukan dengan menggunakan GPC prediksi 3 dan masih pada beban yang sama. Hasil simulasi diperlihatkan pada Gambar 4.11.



Gambar 4.11 Hasil Respon Kontroler *Neuro-Fuzzy GPC* dengan Prediksi 3 Langkah Kedepan

Dari hasil simulasi yang ditunjukkan oleh Gambar 4.11 warna merah merupakan *set point* dari keluaran yang diinginkan, warna biru merupakan keluaran dari respon *plant* dengan kontroler dan warna hitam adalah respon *plant* tanpa kontroler. Untuk lebih jelasnya dapat dilihat pada Tabel 4.7.

Tabel 4.7 Respon dengan Beban 3 m³/menit pada Prediksi 3 Langkah Kedepan

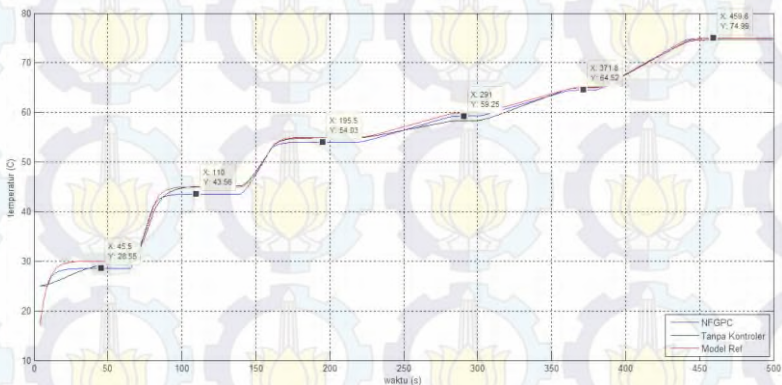
<i>Set point</i> (°C)	Sinyal <i>Neuro-Fuzzy GPC</i>		<i>Output</i> Tanpa Kontroler
	<i>Settling Time</i>	<i>Error</i>	<i>Settling Time</i>
30°C	49 detik	4,9%	58 detik
45°C	49 detik	3,2%	67 detik
55°C	44 detik	1,8%	65 detik
60°C	72 detik	1,3%	72 detik
65°C	70 detik	0,8%	76 detik
75°C	85 detik	0,02%	87 detik

Dari Tabel 4.7 menunjukan untuk mencapai keadaan *settling time* pada *set point* 30°C saat 49 detik dengan kesalahan sekitar 4,9%, saat *set point* 45°C keadaan *settling time* pada saat 49 detik dengan *error* sebesar 3,2%, *set point* berada pada 55°C waktu yang didapat saat *settling time*

yaitu 44 detik dengan *error* sebesar 1,8%, *set point* pada 60°C keadaan pada saat *settling time* yaitu selama 72 detik dengan *error* 1,3%, *set point* pada 65°C keadaan untuk *settling time* saat 70 detik dengan *error* 0,8%, dan saat *set point* pada 75°C keadaan untuk *settling time* saat 85 detik dengan *error* 0,02%.

Prediksi 3 langkah kedepan memiliki *output* yang lebih baik dibanding dengan *plant* tanpa kontroler. *Plant* tanpa kontroler mencapai keadaan *settling time* lebih lambat dibandingkan *plant* menggunakan kontroler dan *plant* dengan kontroler memiliki *delay time* yang lebih baik. *Error* pada prediksi 3 langkah kedepan lebih kecil dibandingkan dengan *error* pada prediksi 1 dan 2 langkah kedepan.

Simulasi selanjutnya dilakukan dengan menggunakan GPC prediksi 4 dan masih pada beban yang sama. Hasil simulasi diperlihatkan pada Gambar 4.12.



Gambar 4.12 Hasil Respon Kontroler *Neuro-Fuzzy* GPC dengan Prediksi 4 Langkah Kedepan

Dari hasil simulasi yang ditunjukkan oleh Gambar 4.12 warna merah merupakan *set point* dari keluaran yang diinginkan, warna biru merupakan keluaran dari respon *plant* dengan kontroler dan warna hitam adalah respon *plant* tanpa kontroler. Untuk lebih jelasnya dapat dilihat pada Tabel 4.8.

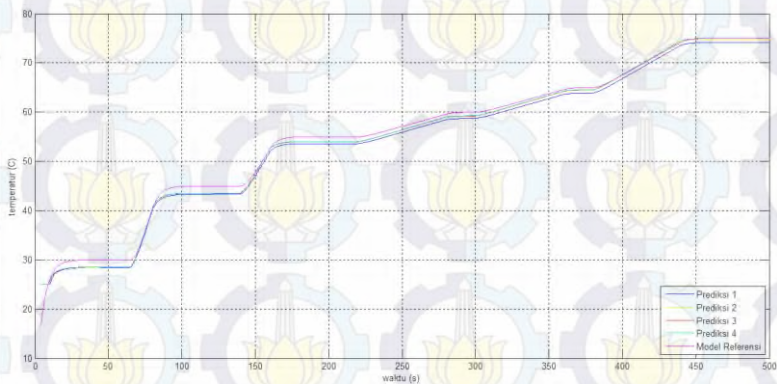
Tabel 4.8 Respon dengan Beban 3 m³/menit pada Prediksi 4 Langkah Kedepan

<i>Set point</i> (°C)	Sinyal <i>Neuro-Fuzzy</i> GPC		<i>Output</i> Tanpa Kontroler
	<i>Settling Time</i>	<i>Error</i>	<i>Settling Time</i>
30°C	45 detik	4,8%	58 detik
45°C	45 detik	3,2%	67 detik
55°C	55 detik	1,76%	65 detik
60°C	71 detik	1,25%	72 detik
65°C	72 detik	0,73%	76 detik
75°C	80 detik	0,01%	87 detik

Dari Tabel 4.8 menunjukan untuk mencapai keadaan *settling time* pada *set point* 30°C saat 45 detik dengan kesalahan sekitar 4,8%, saat *set point* 45°C keadaan *settling time* pada saat 45 detik dengan *error* sebesar 3,2%, *set point* berada pada 55°C waktu yang didapat saat *settling time* yaitu 55 detik dengan *error* sebesar 1,76%, *set point* pada 60°C keadaan pada saat *settling time* yaitu selama 71 detik dengan *error* 1,25%, *set point* pada 65°C keadaan untuk *settling time* saat 72 detik dengan *error* 0,73%, dan saat *set point* pada 75°C keadaan untuk *settling time* saat 80 detik dengan *error* 0,01%.

Prediksi 4 langkah kedepan memiliki *output* yang lebih baik dibanding dengan *plant* tanpa kontroler. *Plant* tanpa kontroler mencapai keadaan *settling time* lebih lambat dibandingkan *plant* menggunakan kontroler dan *plant* dengan kontroler memiliki *delay time* yang lebih baik. *Error* pada prediksi 4 langkah kedepan lebih kecil dibandingkan dengan *error* pada prediksi 1, 2 dan 3 langkah kedepan.

Perbedaan setiap *output* dari *plant* dengan kontroler diperlihatkan pada Gambar 4.13.

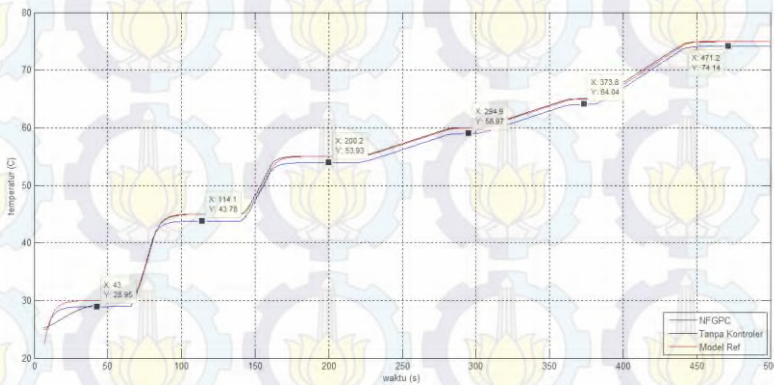


Gambar 4.13 Hasil Respon Kontroler *Neuro-Fuzzy GPC* pada Setiap Prediksi 1 s/d 4 Langkah Kedepan Terhadap Model Referensi

Pada hasil simulasi diatas didapat bahwa sistem dapat bekerja sesuai dengan beban yang diinginkan dan dapat mengikuti *set point* yang diberikan. Kontroler NFGPC yang paling baik digunakan adalah prediksi dengan 4 langkah kedepan karena memiliki *error* terkecil.

4.2.3 Kontroler Dengan Beban Flow Steam 4 m³/menit

Percobaan selanjutnya adalah dengan mengganti beban *pada heat exchanger* dengan *set point* yang berubah-ubah dan prediksi 1 sampai dengan 4 langkah kedepan dari GPC. Hasil respon dapat dilihat pada Gambar 4.14.



Gambar 4.14 Hasil Respon Kontroler *Neuro-Fuzzy GPC* dengan Prediksi 1 Langkah Kedepan

Dari hasil simulasi yang ditunjukkan oleh Gambar 4.14 warna merah merupakan *set point* dari keluaran yang diinginkan, warna biru merupakan keluaran dari respon *plant* dengan kontroler dan warna hitam adalah respon *plant* tanpa kontroler. Untuk lebih jelasnya dapat dilihat pada Tabel 4.9.

Tabel 4.9 Respon dengan Beban 4 m³/menit pada Prediksi 1 Langkah Kedepan

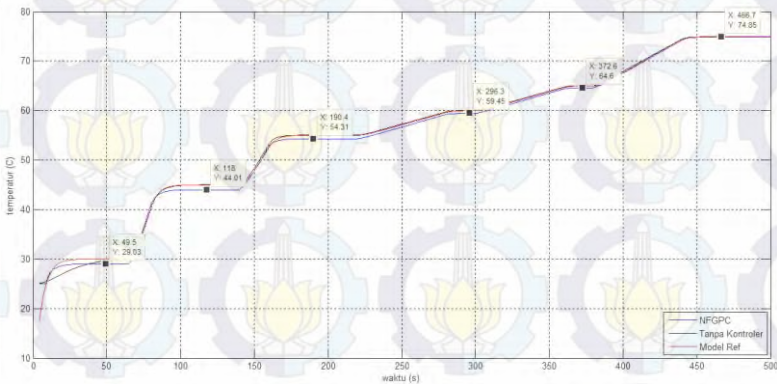
<i>Set point</i> (°C)	Sinyal <i>Neuro-Fuzzy GPC</i>		Output Tanpa Kontroler
	<i>Settling Time</i>	<i>Error</i>	<i>Settling Time</i>
30°C	43 detik	3,5%	58 detik
45°C	49 detik	2,7%	67 detik
55°C	60 detik	1,95%	65 detik
60°C	74 detik	2,1%	72 detik
65°C	74 detik	1,7%	76 detik
75°C	91 detik	1,35%	87 detik

Dari Tabel 4.9 menunjukan untuk mencapai keadaan *settling time* pada *set point* 30°C saat 43 detik dengan kesalahan sekitar 3,5%, saat *set point* 45°C keadaan *settling time* pada saat 49 detik dengan *error* sebesar 2,7%, *set point* berada pada 55°C waktu yang didapat saat *settling time*

yaitu 60 detik dengan *error* sebesar 1,95%, *set point* pada 60°C keadaan pada saat *settling time* yaitu selama 74 detik dengan *error* 2,1%, *set point* pada 65°C keadaan untuk *settling time* saat 374 detik dengan *error* 1,7%, dan saat *set point* pada 75°C keadaan untuk *settling time* saat 91 detik dengan *error* 1,35%.

Seperti pada beban 2 m³/menit dan 3 m³/menit, prediksi 1 langkah kedepan memiliki *output* yang lebih baik dibanding dengan *plant* tanpa kontroler. *Plant* tanpa kontroler mencapai keadaan *settling time* lebih lambat dibandingkan *plant* menggunakan kontroler dan *plant* dengan kontroler memiliki *delay time* yang lebih baik, walaupun pada *plant* dengan kontroler memiliki *error*. *Plant* dengan kontroler dapat mengikuti *set point* walaupun dengan beban yang berubah artinya *neuro-fuzzy* bekerja dengan baik.

Simulasi selanjutnya dilakukan dengan menggunakan GPC prediksi 2 langkah kedepan dan masih pada beban yang sama. Hasil simulasi diperlihatkan pada Gambar 4.15.



Gambar 4.15 Hasil Respon Kontroler *Neuro-Fuzzy* GPC dengan Prediksi 2 Langkah Kedepan

Dari hasil simulasi yang ditunjukkan oleh Gambar 4.15 warna merah merupakan *set point* dari keluaran yang diinginkan, warna biru merupakan keluaran dari respon *plant* dengan kontroler dan warna hitam

adalah respon *plant* tanpa kontroler. Untuk lebih jelasnya dapat dilihat pada Tabel 4.10.

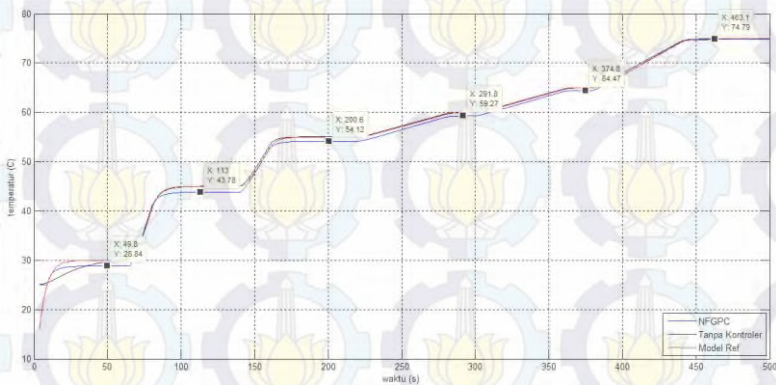
Tabel 4.10 Respon dengan Beban 4 m³/menit pada Prediksi 2 Langkah Kedepan

<i>Set point</i> (°C)	Sinyal <i>Neuro-Fuzzy</i> GPC		<i>Output</i> Tanpa Kontroler
	<i>Settling Time</i>	<i>Error</i>	<i>Settling Time</i>
30°C	49 detik	3,2%	58 detik
45°C	53 detik	2,2%	67 detik
55°C	50 detik	1,25%	65 detik
60°C	76 detik	0,9%	72 detik
65°C	73 detik	0,6 %	76 detik
75°C	87 detik	0,2%	87 detik

Dari Tabel 4.10 menunjukkan untuk mencapai keadaan *settling time* pada *set point* 30°C saat 49 detik dengan kesalahan sekitar 3,2%, saat *set point* 45°C keadaan *settling time* pada saat 53 detik dengan *error* sebesar 2,2%, *set point* berada pada 55°C waktu yang didapat saat *settling time* yaitu 50 detik dengan *error* sebesar 1,25%, *set point* pada 60°C keadaan pada saat *settling time* yaitu selama 76 detik dengan *error* 0,9%, *set point* pada 65°C keadaan untuk *settling time* saat 73 detik dengan *error* 0,6%, dan saat *set point* pada 75°C keadaan untuk *settling time* saat 87 detik dengan *error* 0,2%.

Prediksi 2 langkah kedepan memiliki *output* yang lebih baik dibanding dengan *plant* tanpa kontroler. *Plant* tanpa kontroler mencapai keadaan *settling time* lebih lambat dibandingkan *plant* menggunakan kontroler dan *plant* dengan kontroler memiliki *delay time* yang lebih baik, walaupun pada *plant* dengan kontroler memiliki *error*. *Error* pada prediksi 2 langkah kedepan lebih kecil dibandingkan dengan *error* pada prediksi 1 langkah kedepan.

Simulasi selanjutnya dilakukan dengan menggunakan GPC prediksi 3 langkah kedepan dan masih pada beban yang sama. Hasil simulasi diperlihatkan pada Gambar 4.16.



Gambar 4.16 Hasil Respon Kontroler *Neuro-Fuzzy* GPC dengan Prediksi 3 Langkah Kedepan

Dari hasil simulasi yang ditunjukkan oleh Gambar 4.16 warna merah merupakan *set point* dari keluaran yang diinginkan, warna biru merupakan keluaran dari respon *plant* dengan kontroler dan warna hitam adalah respon *plant* tanpa kontroler. Untuk lebih jelasnya dapat dilihat pada Tabel 4.11.

Tabel 4.11 Respon dengan Beban 4 m³/menit pada Prediksi 3 Langkah Kedepan

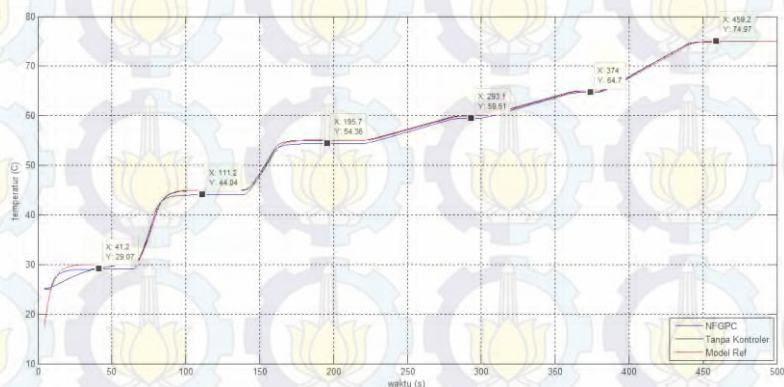
<i>Set point</i> (°C)	Sinyal <i>Neuro-Fuzzy</i> GPC		Output Tanpa Kontroler
	<i>Settling Time</i>	<i>Error</i>	<i>Settling Time</i>
30°C	50 detik	3,9%	58 detik
45°C	48 detik	2,7%	67 detik
55°C	61 detik	1,6%	65 detik
60°C	72 detik	1,2%	72 detik
65°C	75 detik	0,8%	76 detik
75°C	83 detik	0,28%	87 detik

Dari Tabel 4.11 menunjukan untuk mencapai keadaan *settling time* pada *set point* 30°C saat 50 detik dengan kesalahan sekitar 3,9%, saat *set point* 45°C keadaan *settling time* pada saat 48 detik dengan *error* sebesar 2,7%, *set point* berada pada 55°C waktu yang didapat saat *settling time*

yaitu 61 detik dengan *error* sebesar 1,6%, *set point* pada 60°C keadaan pada saat *settling time* yaitu selama 72 detik dengan *error* 1,2%, *set point* pada 65°C keadaan untuk *settling time* saat 75 detik dengan *error* 0,8%, dan saat *set point* pada 75°C keadaan untuk *settling time* saat 83 detik dengan *error* 0,28%.

Prediksi 3 langkah kedepan memiliki *output* yang lebih baik dibanding dengan *plant* tanpa kontroler. *Plant* tanpa kontroler mencapai keadaan *settling time* lebih lambat dibandingkan *plant* menggunakan kontroler dan *plant* dengan kontroler memiliki *delay time* yang lebih baik, walaupun pada *plant* dengan kontroler memiliki *error*. *Error* pada prediksi 3 langkah kedepan lebih kecil dibandingkan dengan *error* pada prediksi 1 dan 2 langkah kedepan.

Simulasi selanjutnya dilakukan dengan menggunakan GPC prediksi 4 langkah kedepan dan masih pada beban yang sama. Hasil simulasi diperlihatkan pada Gambar 4.17.



Gambar 4.17 Hasil Respon Kontroler *Neuro-Fuzzy* GPC dengan Prediksi 4 Langkah Kedepan

Dari hasil simulasi yang ditunjukkan oleh Gambar 4.17 warna merah merupakan *set point* dari keluaran yang diinginkan, warna biru merupakan keluaran dari respon *plant* dengan kontroler dan warna hitam adalah respon *plant* tanpa kontroler. Untuk lebih jelasnya dapat dilihat pada Tabel 4.12.

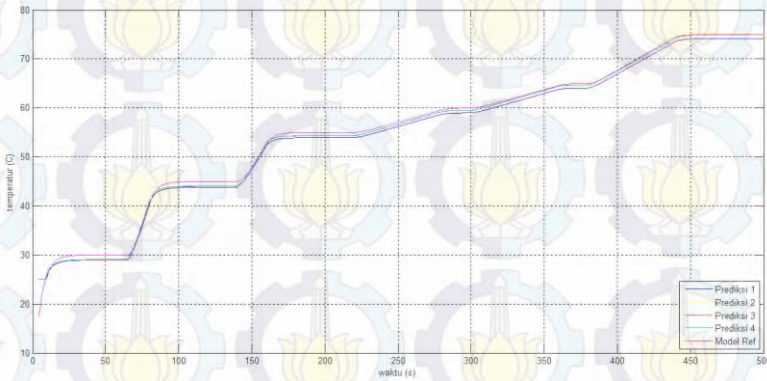
Tabel 4.12 Respon dengan Beban 4 m³/menit pada Prediksi 4 Langkah Kedepan

<i>Set point</i> (°C)	Sinyal <i>Neuro-Fuzzy</i> GPC		<i>Output</i> Tanpa Kontroler
	<i>Settling Time</i>	<i>Error</i>	<i>Settling Time</i>
30°C	41 detik	3,1%	58 detik
45°C	66 detik	2,1%	67 detik
55°C	55 detik	1,16%	65 detik
60°C	73 detik	0,8%	72 detik
65°C	74 detik	0,46%	76 detik
75°C	79 detik	0,04%	87 detik

Dari Tabel 4.12 menunjukkan untuk mencapai keadaan *settling time* pada *set point* 30°C saat 41 detik dengan kesalahan sekitar 3,1%, saat *set point* 45°C keadaan *settling time* pada saat 66 detik dengan *error* sebesar 2,1%, *set point* berada pada 55°C waktu yang didapat saat *settling time* yaitu 55 detik dengan *error* sebesar 1,16%, *set point* pada 60°C keadaan pada saat *settling time* yaitu selama 73 detik dengan *error* 0,8%, *set point* pada 65°C keadaan untuk *settling time* saat 74 detik dengan *error* 0,46%, dan saat *set point* pada 75°C keadaan untuk *settling time* saat 79 detik dengan *error* 0,04%.

Prediksi 4 langkah kedepan memiliki *output* yang lebih baik dibanding dengan *plant* tanpa kontroler. *Plant* tanpa kontroler mencapai keadaan *settling time* lebih lambat dibandingkan *plant* menggunakan kontroler dan *plant* dengan kontroler memiliki *delay time* yang lebih baik, walaupun pada *plant* dengan kontroler memiliki *error*. *Error* pada prediksi 4 langkah kedepan lebih kecil dibandingkan dengan *error* pada prediksi 1, 2, dan 3 langkah kedepan.

Perbedaan setiap *output* dari *plant* dengan kontroler diperlihatkan pada Gambar 4.18.

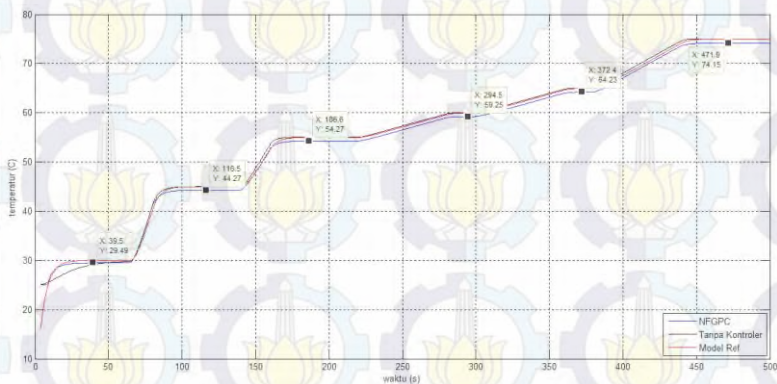


Gambar 4.18 Hasil Respon Kontroler *Neuro-Fuzzy* GPC pada Setiap Prediksi 1 s/d 4 Langkah Kedepan Terhadap Model Referensi

Pada hasil simulasi diatas didapat bahwa sistem dapat bekerja sesuai dengan beban yang diinginkan dan dapat mengikuti *set point* yang diberikan. Kontroler NFGPC yang paling baik digunakan adalah prediksi dengan 4 langkah kedepan karena memiliki *error* terkecil.

4.2.4 Kontroler Dengan Beban Flow Steam 5 m³/menit

Percobaan selanjutnya adalah dengan mengganti beban *pada heat exchanger* dengan *set point* yang berubah-ubah dan prediksi 1 sampai dengan 4 langkah kedepan dari GPC. Hasil respon dapat dilihat pada Gambar 4.19.



Gambar 4.19 Hasil Respon Kontroler *Neuro-Fuzzy* GPC dengan Prediksi 1 Langkah Kedepan

Dari hasil simulasi yang ditunjukkan oleh Gambar 4.19 warna merah merupakan *set point* dari keluaran yang diinginkan, warna biru merupakan keluaran dari respon *plant* dengan kontroler dan warna hitam adalah respon *plant* tanpa kontroler. Untuk lebih jelasnya dapat dilihat pada Tabel 4.13.

Tabel 4.13 Respon dengan Beban 5 m³/menit pada Prediksi 1 Langkah Kedepan

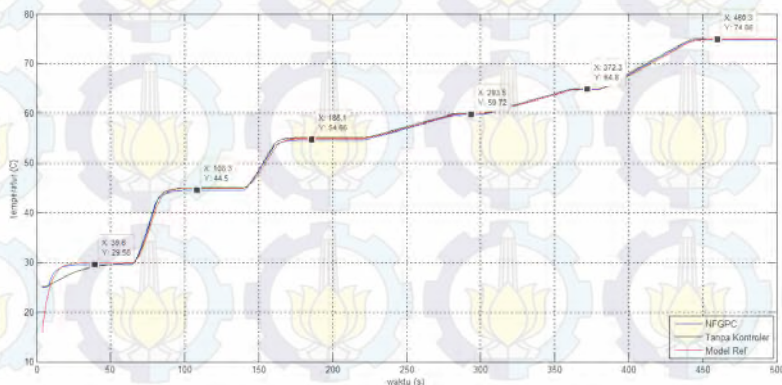
<i>Set point</i> (°C)	Sinyal <i>Neuro-Fuzzy</i> GPC		Output Tanpa Kontroler
	<i>Settling Time</i>	<i>Error</i>	<i>Settling Time</i>
30°C	40 detik	1,7%	58 detik
45°C	52 detik	1,6%	67 detik
55°C	47 detik	1,32%	65 detik
60°C	75 detik	1,25%	72 detik
65°C	72 detik	1,18%	76 detik
75°C	92 detik	1,13%	87 detik

Dari Tabel 4.13 menunjukan untuk mencapai keadaan *settling time* pada *set point* 30°C saat 40 detik dengan kesalahan sekitar 1,7%, saat *set point* 45°C keadaan *settling time* pada saat 52 detik dengan *error* sebesar 1,6%, *set point* berada pada 55°C waktu yang didapat saat *settling time*

yaitu 47 detik dengan *error* sebesar 1,32%, *set point* pada 60°C keadaan pada saat *settling time* yaitu selama 75 detik dengan *error* 1,25%, *set point* pada 65°C keadaan untuk *settling time* saat 72 detik dengan *error* 1,18%, dan saat *set point* pada 75°C keadaan untuk *settling time* saat 92 detik dengan *error* 1,13%.

Seperti pada beban 2 m³/menit, 3 m³/menit dan 4 m³/menit, prediksi 1 langkah kedepan memiliki *output* yang lebih baik dibanding dengan *plant* tanpa kontroler. *Plant* tanpa kontroler mencapai keadaan *settling time* lebih lambat dibandingkan *plant* menggunakan kontroler dan *plant* dengan kontroler memiliki *delay time* yang lebih baik, walaupun pada *plant* dengan kontroler memiliki *error*. *Plant* dengan kontroler dapat mengikuti *set point* walaupun dengan beban yang berubah artinya *neuro-fuzzy* bekerja dengan baik.

Simulasi selanjutnya dilakukan dengan menggunakan GPC prediksi 2 langkah kedepan dan masih pada beban yang sama. Hasil simulasi diperlihatkan pada Gambar 4.20.



Gambar 4.20 Hasil Respon Kontroler *Neuro-Fuzzy* GPC dengan Prediksi 2 Langkah Kedepan

Dari hasil simulasi yang ditunjukkan oleh Gambar 4.20 warna merah merupakan *set point* dari keluaran yang diinginkan, warna biru merupakan keluaran dari respon *plant* dengan kontroler dan warna hitam

adalah respon *plant* tanpa kontroler. Untuk lebih jelasnya dapat dilihat pada Tabel 4.14.

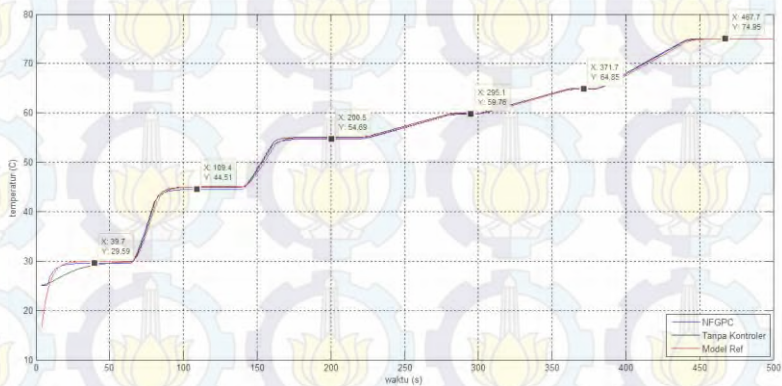
Tabel 4.14 Respon dengan Beban 5 m³/menit pada Prediksi 2 Langkah Kedepan

<i>Set point</i> (°C)	Sinyal <i>Neuro-Fuzzy</i> GPC		<i>Output</i> Tanpa Kontroler
	<i>Settling Time</i>	<i>Error</i>	<i>Settling Time</i>
30°C	40 detik	1,4%	58 detik
45°C	43 detik	1,1%	67 detik
55°C	46 detik	0,62%	65 detik
60°C	74 detik	0,47%	72 detik
65°C	72 detik	0,3%	76 detik
75°C	80 detik	0,2%	87 detik

Dari Tabel 4.14 menunjukkan untuk mencapai keadaan *settling time* pada *set point* 30°C saat 40 detik dengan kesalahan sekitar 1,4%, saat *set point* 45°C keadaan *settling time* pada saat 43 detik dengan *error* sebesar 1,1%, *set point* berada pada 55°C waktu yang didapat saat *settling time* yaitu 46 detik dengan *error* sebesar 0,62%, *set point* pada 60°C keadaan pada saat *settling time* yaitu selama 74 detik dengan *error* 0,47%, *set point* pada 65°C keadaan untuk *settling time* saat 72 detik dengan *error* 0,3%, dan saat *set point* pada 75°C keadaan untuk *settling time* saat 80 detik dengan *error* 0,2%.

Prediksi 2 langkah kedepan memiliki *output* yang lebih baik dibanding dengan *plant* tanpa kontroler. *Plant* tanpa kontroler mencapai keadaan *settling time* lebih lambat dibandingkan *plant* menggunakan kontroler dan *plant* dengan kontroler memiliki *delay time* yang lebih baik, walaupun pada *plant* dengan kontroler memiliki *error*. *Error* pada prediksi 2 langkah kedepan lebih kecil dibandingkan dengan *error* pada prediksi 1 langkah kedepan.

Simulasi selanjutnya dilakukan dengan menggunakan GPC prediksi 3 langkah kedepan dan masih pada beban yang sama. Hasil simulasi diperlihatkan pada Gambar 4.21.



Gambar 4.21 Hasil Respon Kontroler *Neuro-Fuzzy GPC* dengan Prediksi 3 Langkah Kedepan

Dari hasil simulasi yang ditunjukkan oleh Gambar 4.21 warna merah merupakan *set point* dari keluaran yang diinginkan, warna biru merupakan keluaran dari respon *plant* dengan kontroler dan warna hitam adalah respon *plant* tanpa kontroler. Untuk lebih jelasnya dapat dilihat pada Tabel 4.15.

Tabel 4.15 Respon dengan Beban 5 m³/menit pada Prediksi 3 Langkah Kedepan

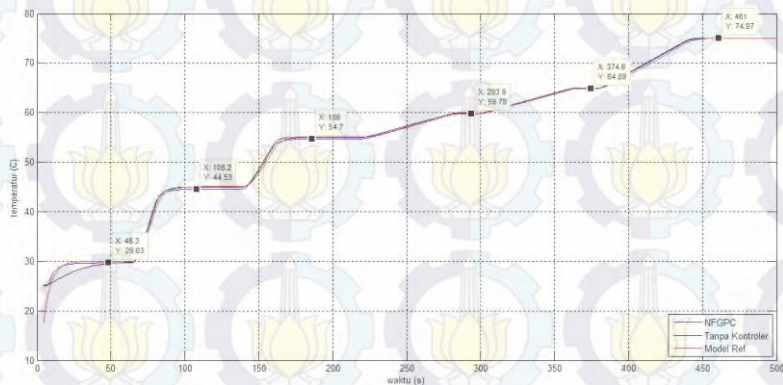
<i>Set point</i> (°C)	Sinyal <i>Neuro-Fuzzy GPC</i>		<i>Output</i> Tanpa Kontroler
	<i>Settling Time</i>	<i>Error</i>	<i>Settling Time</i>
30°C	40 detik	1,4%	58 detik
45°C	44 detik	1,1%	67 detik
55°C	60 detik	0,56%	65 detik
60°C	75 detik	0,4%	72 detik
65°C	72 detik	0,23%	76 detik
75°C	88 detik	0,07%	87 detik

Dari Tabel 4.15 menunjukkan untuk mencapai keadaan *settling time* pada *set point* 30°C saat 40 detik dengan kesalahan sekitar 1,4%, saat *set point* 45°C keadaan *settling time* pada saat 44 detik dengan *error* sebesar 1,1%, *set point* berada pada 55°C waktu yang didapat saat *settling time*

yaitu 60 detik dengan *error* sebesar 0,56%, *set point* pada 60°C keadaan pada saat *settling time* yaitu selama 75 detik dengan *error* 0,4%, *set point* pada 65°C keadaan untuk *settling time* saat 72 detik dengan *error* 0,23%, dan saat *set point* pada 75°C keadaan untuk *settling time* saat 88 detik dengan *error* 0,07%.

Prediksi 3 langkah kedepan memiliki *output* yang lebih baik dibanding dengan *plant* tanpa kontroler. *Plant* tanpa kontroler mencapai keadaan *settling time* lebih lambat dibandingkan *plant* menggunakan kontroler dan *plant* dengan kontroler memiliki *delay time* yang lebih baik, walaupun pada *plant* dengan kontroler memiliki *error*. *Error* pada prediksi 3 langkah kedepan lebih kecil dibandingkan dengan *error* pada prediksi 1 dan 2 langkah kedepan.

Simulasi selanjutnya dilakukan dengan menggunakan GPC prediksi 4 langkah kedepan dan masih pada beban yang sama. Hasil simulasi diperlihatkan pada Gambar 4.22.



Gambar 4.22 Hasil Respon Kontroler *Neuro-Fuzzy* GPC dengan Prediksi 4 Langkah Kedepan

Dari hasil simulasi yang ditunjukkan oleh Gambar 4.22 warna merah merupakan *set point* dari keluaran yang diinginkan, warna biru merupakan keluaran dari respon *plant* dengan kontroler dan warna hitam adalah respon *plant* tanpa kontroler. Untuk lebih jelasnya dapat dilihat pada Tabel 4.16.

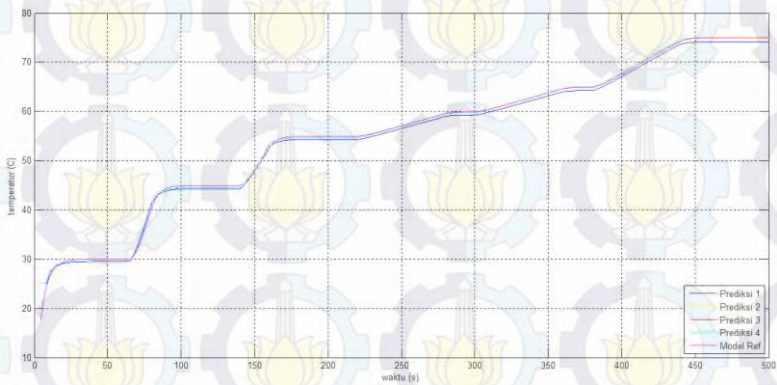
Tabel 4.16 Respon dengan Beban 5 m³/menit pada Prediksi 4 Langkah Kedepan

Set point(°C)	Sinyal <i>Neuro-Fuzzy</i> GPC		Output Tanpa Kontroler
	<i>Settling Time</i>	<i>Error</i>	<i>Settling Time</i>
30°C	48 detik	1,23%	58 detik
45°C	43 detik	1,04%	67 detik
55°C	46 detik	0,55%	65 detik
60°C	73 detik	0,36%	72 detik
65°C	75 detik	0,17%	76 detik
75°C	81 detik	0,04%	87 detik

Dari Tabel 4.16 menunjukkan untuk mencapai keadaan *settling time* pada *set point* 30°C saat 48 detik dengan kesalahan sekitar 1,23%, saat *set point* 45°C keadaan *settling time* pada saat 43 detik dengan *error* sebesar 1,04%, *set point* berada pada 55°C waktu yang didapat saat *settling time* yaitu 46 detik dengan *error* sebesar 0,55%, *set point* pada 60°C keadaan pada saat *settling time* yaitu selama 73 detik dengan *error* 0,36%, *set point* pada 65°C keadaan untuk *settling time* saat 75 detik dengan *error* 0,17%, dan saat *set point* pada 75°C keadaan untuk *settling time* saat 81 detik dengan *error* 0,04%.

Prediksi 4 langkah kedepan memiliki *output* yang lebih baik dibanding dengan *plant* tanpa kontroler. *Plant* tanpa kontroler mencapai keadaan *settling time* lebih lambat dibandingkan *plant* menggunakan kontroler dan *plant* dengan kontroler memiliki *delay time* yang lebih baik, walaupun pada *plant* dengan kontroler memiliki *error*. *Error* pada prediksi 4 langkah kedepan lebih kecil dibandingkan dengan *error* pada prediksi 1, 2, dan 3 langkah kedepan.

Perbedaan setiap *output* dari *plant* dengan kontroler diperlihatkan pada Gambar 4.23.



Gambar 4.23 Hasil Respon Kontroler *Neuro-Fuzzy* GPC pada Setiap Prediksi 1 s/d 4 Langkah Kedepan Terhadap Model Referensi

Pada hasil simulasi diatas didapat bahwa sistem dapat bekerja sesuai dengan beban yang diinginkan dan dapat mengikuti *set point* yang diberikan. Kontroler NFGPC yang paling baik digunakan adalah prediksi dengan 4 langkah kedepan karena memiliki *error* terkecil.



Halaman ini sengaja dikosongkan

BAB 5 PENUTUP

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan pengujian yang telah dilakukan selama tugas akhir ini, maka dapat diambil beberapa kesimpulan yaitu:

1. Hasil pengujian yang diperoleh yaitu kontroler *Generalized Predictive Control* (GPC) dengan pemodelan *Neuro-Fuzzy* yang mengeluarkan respon paling baik adalah saat prediksi 4 langkah kedepan dengan beban yang berbeda-beda.
2. Penentuan model untuk perhitungan parameter GPC sangat berpengaruh terhadap respon *plant*.
3. Nilai pembobotan pada *Neuro-Fuzzy* sangat berpengaruh untuk mengeluarkan hasil pemodelan yang cocok dengan parameter pada GPC.
4. Pengendalian terhadap pendekatan linear *plant* dengan kontroler GPC dengan model berbasis *Neuro-Fuzzy* dapat menghasilkan respon yang stabil tanpa adanya *overshoot* serta sesuai nilai *set point* yang diinginkan, serta dapat memperbaiki permasalahan *delay time* pada *heat exchanger*.

5.2 Saran

Pada riset yang akan datang, diharapkan adanya pengembangan pada segi *plant*. Maksud dari peningkatan pada segi *plant* adalah dengan menggunakan *real plant* yang sebelumnya telah melalui proses identifikasi. Untuk meningkatkan performa dari *plant* dapat dirancang *Generalized Predictive Control* (GPC) berbasis model *Neuro-Fuzzy* yang disertai dengan *constraints*.

DAFTAR PUSTAKA

- [1]. Antonio Flores T, “*Modelling of a Dynamic Countercurrent Tubular Heat Exchanger*”.2002.
- [2]. Clarke, D.W.,“*Generalize Predictive Control-Part I. The Basic Algorithm*”. 1987.
- [3]. Mehran, Kamyar “*Takagi-Sugeno Fuzzy Modeling for Process Control*” Newcastle University, 2008.
- [4]. Liu, X.J dan Chan, C.W.,”*Neuro-Fuzzy Generalized Predictive Control of Boiler Steam Temperature*”.2004.
- [5]. Sri kusumadewi, “*Membangun Jaringan Saraf Tiruan Menggunakan Matlab&Excel link*”. Penerbit Graha Ilmu.Jogjakarta.2004.
- [6]. Eka sari, Rr.Rahmawati,” Pengaturan Temperatur Pada Heat Exchanger Dengan Menggunakan Metode Jaringan Saraf Tiruan Prediktif ”, *Tugas Akhir* Jurusan Teknik Elektro Institut Teknologi Sepuluh Nopember, 2014.
- [7]. Robert Haber, Ruth Bars, dkk.” *Predictive Control in Process Engineering*”.Wiley-Vch:2011.
- [8]. Ogata, Katsuhiko, “*Discrete-Time Kontrol Systems*”, Prentice Hall, 1995.
- [9]. Chris Harris, Xia Hong, dkk.”*Adaptive Modelling, Estimation and Fusion from Data*”.Springer:1998.
- [10]. Belinda Chong, Mohd Nor B, “*Modelling of A Hot Water Drum and Heat Exchanger Process Kontrol Training System*”, 2010.



Halaman ini sengaja dikosongkan

LAMPIRAN

Program Neuro

```
function [Anf,e,W]= fcn(u,y)
u1=u(1);
u2=u(2);
u3=u(3);
u4=u(4);
y=y(1);
alpha=0.1;
lamda=1;
W=rand(1,4);
W=[0.6199 0.2645 -0.1774 0.3286];
atas=W(1)*u1+W(2)*u2+W(3)*u3+W(4)*u4;
bawah=u1+u2+u3+u4;
Anf=atas/bawah;
%menghitung error
e=Anf-y;
%revisi bobot
for j=1:4
    W(j)=W(j)+alpha*lamda*e*u(j);
end
```

Program GPC

1. Mencari Yr

```
function yk1 = fcn(bobot,yk,ykml,ukml)
yf=[1.07
-0.0788
0.4486;
1.07^2-0.0788
1.07*(-0.0788)
1.07*0.4486;
1.07^3+2*(1.07*(-0.0788))
1.07^2*(-0.0788)+(-0.0788)^2
1.07^2*(-0.0788)+(-0.0788)^2;
```

```

(1.07^4+3*(1.07)^2*(-0.0788)+(-0.0788)^2)
((1.07)^3*(-0.0788)+(-
0.0788)*(1.07)+(1.07)*(-0.0788)^2)
((1.07)^3*(-0.0788) +(0.4486)*(1.07)*(-
0.0788)+(1.07)*(-0.0788)^2) ]
yk1=(bobot*yf)*[yk;ykm1;ukm1]

```

2. Yr-Yfree

```

function [UkGpc,BB,C]= fcn(bobot,yr_yfree,lam)
bobot1=bobot(1,1); bobot2=bobot(2,1); bobot3=bobot(3,1);
bobot4=bobot(4,1); bobot5=bobot(5,1);
G1=[1.62097          0          0;
    (0.91824*1.62097+0.71254)          1.62097          0;
    ((0.91824^2)*1.62097+(0.060507)*1.62097+(0.91824)*0.71254)
    (0.91824*1.62097+0.71254) 1.62097
    ];
G2=[1.4913          0          0;
    (0.89853*1.4913+0.67388)          1.4913          0;
    ((0.89853^2)*1.4913+(0.072543)*1.4913+(0.89853)*0.67388)
    (0.89853*1.4913+0.67388) 1.4913
    ];
G3=[1.2294          0          0;
    (0.84216*1.2294+0.54647)          1.2294          0;
    ((0.84216^2)*1.2294+(0.12402)*1.2294+(0.84216)*0.0001402)
    (0.84216*1.2294+0.54647) 1.2294
    ];
G4=[0.95708          0          0;
    (0.7993*0.95708+0.41542)          0.95708          0;
    ((0.7993^2)*0.95708+(0.16579)*0.95708+(0.7993)*0.0001402)
    (0.7993*0.95708+0.41542) 0.95708
    ];
G5=[0.87587          0          0;
    (0.704*0.87587+0.40669)          0.87587          0;
    ((0.704^2)*0.87587+(0.26)*0.87587+(0.704)*0.40669)
    (0.704*0.87587+0.40669) 0.87587
    ];

```




$G = (\text{bobot1} * G1) + (\text{bobot2} * G2) + (\text{bobot3} * G3) + (\text{bobot4} * G4) + (\text{bobot5} * G5)$
)

$R = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \end{bmatrix};$
 $\text{lamda} = \text{lam} * \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0; 0 & 1 & 0; 0 & 0 & 1 \end{bmatrix};$
 $A = G' * G;$
 $B = A + \text{lamda};$
 $\text{yr_yfree};$
 $C = G' * \text{yr_yfree};$
 $BB = \text{inv}(B)$
 $\text{UkGpc} = R * \text{inv}(B) * C; \% = R * \text{inv}(G' * G + \text{lamda}) * G' * \text{yr_yfree};$

RIWAYAT HIDUP



Wahyu Eko Phasa lahir di Bandung 22 Oktober 1991. Menyelesaikan sekolah di SDNegeri Harapan 3 Cimahi pada tahun 2004. Melanjutkan ke SMP Negeri 1 Cimahi, lulus pada tahun 2007. Kemudian melanjutkan ke SMA Negeri 2 Cimahi dan lulus 2010. Karena penulis memiliki minat pada bidang teknik khususnya bidang teknik elektro, penulis melanjutkan studi ke Politeknik Negeri Bandung (POLBAN) Jurusan Teknik Elektro, 2010-2013. Diawal tahun 2014, penulis melanjutkan studi kejenjang Srata 1 di Jurusan Teknik Elektro Institut Sepuluh November dengan Bidang Studi yang ditekuni penulis adalah Sistem Pengaturan. Pada bulan Januari 2016, penulis mengikuti seminar dan ujian Tugas Akhir di Bidang Studi Teknik Sistem Pengaturan Jurusan Teknik Elektro FTI-ITS, Surabaya sebagai salah satu persyaratan untuk memperoleh gelar Sarjana Teknik Elektro dari Institut Teknologi Sepuluh Nopember Surabaya.